

École doctorale n° 396 : Économie, Organisations, Société

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité “ Économie et Finance ”

présentée et soutenue publiquement par

Arnaud VINCENT

le 14 novembre 2013

Human computation appliqué au trading algorithmique

Directeur de thèse : **Margaret ARMSTRONG**

Jury

Mme Delphine LAUTIER, Professeur, DRM, Université Paris Dauphine PSL,

M. Patrick GALLINARI, Professeur, LIP6, Université Pierre et Marie Curie,

M. Frederic ABERGEL, Professeur, MAS, École Centrale Paris,

Mme Margaret ARMSTRONG, Professeur, CERN, MINES ParisTech,

Président

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

**T
H
È
S
E**

Table des matières

1	Executive Summary	5
2	Human computation, définitions état de l'art	10
2.1	Les concepts précurseurs	10
2.2	Les principes du human computation	13
2.3	Les concepts connexes au human computation	17
2.4	Topologie des concepts	22
2.5	Le serious game : la collaboration ludique comme moteur du HC ?.....	24
2.6	Les jeux massivement multi-joueurs relèvent-ils du HC ?.....	25
2.7	L'ADN du Human Computation	26
3	Le trading algorithmique, définitions et topologie	27
3.1	Topologie des systèmes de trading	28
3.1.1	Premier niveau : Optimiser le passage d'ordre	29
3.1.2	Deuxième niveau : automatiser l'exécution d'une stratégie	31
3.1.3	Niveau 3 : Systèmes auto-apprenants.....	40
3.1.4	Auto-conception d'un algorithme de trading.....	41
3.2	Axe fréquence.....	42
3.3	Architecture des algorithmes de trading.....	43
4	Recensement des modèles de HC existants pouvant servir de base ou d'inspiration pour des expérimentations sur le trading algorithmique	46
4.1	Le cas ENRON	46
4.2	Le modèle Fold-it.....	47
4.2.1	Le problème scientifique résolu par Fold-it	48
4.2.2	Le principe de Fold_it	48
4.2.3	Problèmes déjà résolus par les joueurs de Fold-it	50
4.2.4	Description du jeu	50
4.3	Les résultats de Fold-it	54
4.4	Fold-it, en conclusion	56
4.5	Exemples de principes de HC existants, appliqués au pilotage des stratégies de trading.....	58
4.5.1	Les signaux consolidés des plates-formes de trading communautaire.....	58
4.5.2	Le cas #trading.....	69
4.6	Conclusion les applications existantes du HC dans le domaine financier	69
5	Introduction aux expérimentations.....	71
6	Expérimentation Twitter – HC appliqué aux données d'entrée d'un système de trading....	73

6.1	Médias sociaux : une source d'informations pertinente ?	73
6.2	Médias sociaux, un nouveau fournisseur de contenu pour le trading.....	75
6.3	Approche expérimentale, un signal Twitter	80
6.4	Définition d'un signal Twitter fondé sur l'inattendu	82
6.4.1	Méthode Twitter thématique	87
6.4.2	Méthode Twitter asémantique : l' « inattendu inattendu »	92
6.5	Expérimentations préliminaires sur le VIX	94
6.6	Un système de trading auto-apprenant pour évaluer la pertinence des signaux.....	96
6.7	Intégration du signal « Twitter » sur une stratégie de trading	100
6.8	Résultats	106
6.9	Conclusion	108
7	Expérimentation Krabott : HC appliqué à l'optimisation des stratégies de trading	110
7.1	Disposer d'un référentiel de comparaison fiable	111
7.2	Contraintes de fréquence et profondeur d'historique.....	113
7.3	Krabott, l'analogie avec Fold-it.....	113
7.4	Le moteur algorithmique des Krabott.....	115
7.5	Les variantes HBGA et IGA pour mettre en œuvre le HC	119
7.6	Implémentation Krabott.....	122
7.7	Les prototypes Krabott V1&V2.....	124
7.7.1	Options ergonomiques.....	129
7.7.2	Promotion.....	132
7.7.3	Le jeu	133
7.7.4	Ergonomie mobile (version 2 mobile)	136
7.8	Les règles du jeu	139
7.9	Cycle de vie d'un Krabott.....	142
7.10	Implémentation des stratégies de trading	145
7.11	Les campagnes expérimentales protocoles HC 1 & HC 2	147
7.11.1	Protocole HC1.....	149
7.11.2	Protocole HC2.....	153
7.12	Quelques constats complémentaires sur le comportement des joueurs	157
7.13	Discussion	157
8	Expérimentations Krabott V3 (2012- 2013)	159
8.1	Deux nouvelles stratégies de trading	159
8.2	Modifications sur les règles de gestion des Krabott par rapport à la V2	164

8.3	Modifications ergonomiques	168
8.4	Les concours de performance Krabott V3	172
8.5	Résultats de l'expérimentation Krabott V3	173
8.6	Etude statistique des résultats de Krabott V3.....	177
9	Bilan et perspectives	182
10	Annexes	184
10.1	Modules Krabott « live »	184
10.1.1	Annexe aux calculs statistiques Krabott V3.....	186
10.2	Faire appel au human computation pour concevoir de nouvelles natures de stratégies de trading, esquisse de Krabott V4	194
10.3	« Krabott coach » ébauche d'un signal consolidé sur janvier-mai 2013	198
10.4	Architecture, exploitation base de données des expérimentations	200
11	Bibliographie.....	201
12	Index des figures et tableaux	209

1 Executive Summary

Le trading algorithmique a permis aux opérateurs, investisseurs ou spéculateurs d'appliquer aux marchés des stratégies de trading sophistiquées permettant d'optimiser le coût des passages d'ordre ou de spéculer en pariant sur l'évolution future des cours d'une valeur, grâce à l'automatisation de l'exécution de stratégies de trading. Ces stratégies sont souvent complexes et fondées sur de l'analyse technique, donc sur l'historique du cours d'une valeur afin d'anticiper une position future. La définition et la mise en œuvre de telles approches requièrent toujours plus de capacité de calcul, des latences toujours plus faibles et un historique de données important. La compétition se joue autant sur l'habilité de programmation que sur la puissance des calculateurs permettant le backtesting sur de longues périodes : la « force brute » permettant de compenser les tâtonnements dans la recherche des paramètres optimaux.

Le trading algorithmique appliqué à des fins spéculatives a pris un véritable essor depuis les années 2000, en optimisant d'abord l'exécution sur les marchés d'ordres issus de décisions humaines d'arbitrage ou d'investissement, puis en exécutant une stratégie d'investissement pré-programmée ou « systématique » où l'humain est cantonné au rôle de concepteur et de superviseur. Et ce, malgré les mises en garde des partisans de *l'Efficient Market Hypothesis* (EMH) qui indiquent que pourvu que le marché soit efficient, la spéculation est vaine.

Le *Human Computation* est un concept singulier, il considère le cerveau humain comme le composant unitaire d'une machine plus vaste, machine qui permettrait d'adresser des problèmes d'une complexité hors de portée des calculateurs actuels. Ce concept est à la croisée des notions d'intelligence collective et des techniques de *Crowdsourcing* permettant de mobiliser des humains (volontaires ou non, conscients ou non, rémunérés... ou non) dans la résolution d'un problème ou l'accomplissement d'une tâche complexe. Deux exemples montrent son importance. Luis Van Ahn va, le premier, définir le concept de human computation, dans un projet de numérisation d'ouvrages anciens : le reCaptcha. Depuis 2010, les internautes du monde entier ont inconsciemment participé à la numérisation mot par mot d'ouvrages entiers « saucissonnés » par Google en milliards de « captcha » et présentés pour l'accès à des forums ou des inscriptions sur des sites d'information et marchands. Ainsi, retenir un billet d'avion sur Ryanair ou donner son avis sur un site de News place aujourd'hui l'internaute dans le rôle d'une CPU qui a pour mission de déchiffrer mot après mot des ouvrages entiers et avec un taux d'erreur bien moindre que les algorithmes de vidéocodage.

Le projet Fold-it en biochimie lancé un peu avant le début de ces recherches sur le trading algorithmique est venu apporter la preuve indiscutable de la capacité de communautés humaines à constituer des systèmes efficaces d'intelligence collective. Il s'agit pour les promoteurs de Fold-it de résoudre des problèmes complexes de « pliage » de protéines : les chercheurs disposent de l'ensemble des acides aminés constitutifs d'une protéine et l'objectif consiste alors à reconstituer le Puzzle en 3 dimensions d'une protéine stable (avec un ensemble de contraintes biochimiques spécifiques et modélisables). La première approche était purement calculatoire : l'équipe de recherche a d'abord fait appel au « don de CPU » en incitant des participants extérieurs au projet à mettre à disposition leur CPU inutilisée (sur des ordinateurs personnels) par le biais d'un petit logiciel nommé Rosetta@Home. En 2009, les promoteurs de Fold-it changent de stratégie en transformant le pliage de protéine en un jeu ouvert à tous les internautes qui plonge les participants dans l'univers ludique de puzzles 3D avec des épreuves, des objectifs et des récompenses. Le joueur prend la place d'une CPU en participant avec la communauté à la résolution des puzzles qui échappaient toujours aux algorithmes de résolution. Fold-it réalise pour la première fois un calculateur mi-humain, mi-machine d'une puissance et d'une efficacité inédites. Plus que cela, Fold-it a également jeté les bases d'un nouveau type d'approche mélangeant « *serious game* » et « *human computation* » permettant de confier à l'esprit ludique des internautes, la résolution de problèmes bien réels mais hors de portée des calculateurs.

Le Human Computation ayant démontré son efficacité dans différents cas, son application au trading algorithmique pourrait donc être pertinente. On retrouve, en effet, dans les stratégies de trading mises en œuvre, un niveau de complexité important notamment dans la phase d'optimisation des paramètres faisant appel au backtesting sur des horizons de temps longs (parfois plus d'une dizaine d'années) et un grain de travail inférieur à la seconde. Le trading algorithmique pose donc des difficultés du même ordre que celles rencontrées par les promoteurs de Fold-it et qui les ont conduits à faire appel à la « CPU humaine » pour progresser de façon significative. La question sera alors de savoir où et comment utiliser le Human Computation (HC) dans une discipline qui se prête très mal à la modélisation 3D ou à l'approche ludique engagée par Fold-it.

La théorie des marchés efficients (EMH) pose comme pré-requis que tous les intervenants du marché disposent au même instant de la même information. L'EMH fait donc un raccourci discutable car le fait de « disposer » de l'information suppose, pour chaque intervenant sur le marché, d'être capable de l'acquérir, de l'analyser puis de l'interpréter. Comme toutes les informations sont aujourd'hui susceptibles d'influencer les marchés, cela suppose que les observateurs et investisseurs

soient capables de réunir au même instant des news les plus techniques aux plus futiles, afin de se forger une opinion du monde. Dans les faits, cette capacité est bien entendu limitée et les informations dont se servent les financiers sont généralement circonscrites à des données économiques, statistiques ou sociales concernant directement le secteur d'activité d'une valeur financière à suivre ou une certaine thématique. L'attitude peut sembler raisonnable et de bon sens, néanmoins repousser a priori toutes les informations de second ordre constitue un risque de passer à côté des signaux faibles qui parfois sont annonciateurs d'incidents majeurs. Aucun outil ne permet aujourd'hui de travailler sérieusement ces signaux faibles, à moins de pouvoir faire appel à des médias alternatifs comme les « médias sociaux ». Les médias sociaux reposent en effet sur une forme d'intelligence collective qui, toujours au travail, digèrent l'information, la qualifient, l'enrichissent ou au contraire la délaissent. Les exemples sont nombreux de médias établis disposant de toutes les infrastructures, relais et compétences qui sont pourtant dépassés par la réactivité de nouveaux médias comme Facebook ou Twitter. L'information y est en effet relayée par des millions d'utilisateurs avant même qu'elle ne soit reprise par les journaux, radio et télévisions. Si l'on est capable d'utiliser le travail de millions d'utilisateurs comme un « tube digestif » de l'information pour alimenter des stratégies de trading algorithmiques, on aura alors conçu un système de Human Computation efficient. Dans cette thèse, 2 approches ont été testées le « Twitter alert » et le jeu de trading « Krabott ».

Twitter alert

La qualification et la transmission de l'information par réseaux sociaux visant à alimenter un système de trading algorithmique et fondé sur ce principe de Human Computation constituent la première expérimentation de cette thèse. Cette expérimentation vise à mettre en œuvre un système d'alerte sur le modèle de certaines salles de marchés qui cessent d'opérer au moment d'annonces économiques risquant d'avoir un impact important sur les marchés (annonces de la FED ou publication de statistiques socio-économiques par exemple), l'algorithme expérimental sera capable de clôturer ses positions ou d'interrompre durant une courte période toute activité en cas d'alerte issue des réseaux sociaux. Il sera ensuite aisé de comparer les performances de cet algorithme de trading avec ou sans alertes et de conclure sur l'efficacité de cette approche. Pour cette expérimentation, Twitter constitue à la fois une référence dans les médias sociaux mais également l'un des médias les plus ouverts permettant facilement de capter le « buzz », résultat du travail de millions d'utilisateurs du réseau et matière première idéale de notre système de trading expérimental. L'expérimentation consistera à analyser en temps réel le buzz Twitter à l'aide de deux

méthodes différentes : la méthode « asémantique » décèle des « alertes », c'est-à-dire des mots clefs inédits sur les 12 derniers mois. En fonction du nombre de nouveaux mots clefs sur une période de 2 ou 5 minutes on obtient un outil rudimentaire indiquant à un système de trading, le « niveau » d'évènements inconnus mais considérés comme importants ou sensibles par les utilisateurs de Twitter. La méthode est dite asémantique car elle n'a pas besoin d'interpréter ni de qualifier le contenu et la signification de l'alerte elle-même. La méthode « sémantique » cherche, quant à elle, à quantifier le buzz Twitter par rapport à une thématique de référence : l'algorithme calcule en permanence la distance entre les mots clefs du buzz et un mot clef de référence comme « CRISIS » en utilisant les ressources de Google. L'expérience n'a malheureusement pas pu être menée à son terme en raison de la politique de sécurité de Google et Twitter qui « blacklistent » les serveurs effectuant trop de requêtes simultanées. Néanmoins, les premiers résultats fondés sur une observation de 39 semaines en continu sont encourageants. Le signal asémantique est clairement plus performant que l'approche sémantique, il semble capable de détecter des signaux faibles en avance de phase et permet donc à un système de trading algorithmique de disposer d'un avantage concurrentiel évident par rapport à l'approche thématique, qui ne fait que constater avec retard la diffusion d'une information déjà connue des marchés. Enfin, les variations du VIX semblent également suivre les variations du signal asémantique sur la période de test.

Krabott un jeu de trading

La deuxième expérimentation de HC dans la sphère du trading algorithmique consiste à confier l'optimisation de paramètres de stratégies de trading à une communauté de joueurs, dans une approche très proche du jeu Fold.it. La CPU humaine sera alors utilisée pour explorer de nouvelles solutions et améliorer des stratégies spéculatives en temps réel. Confier la manipulation de stratégies de trading abstraites à des joueurs novices et au grand public constitue l'obstacle principal de modélisation de ce projet de Human Computation. Comme Fold.it cherche à résoudre un « puzzle 3D », le mécanisme de constitution de la solution est donc très intuitif, même pour un joueur débutant. Dans le trading algorithmique, au contraire, les stratégies sont très diverses et difficiles voire impossibles à modéliser en 2, 3 ou n dimensions. Heureusement, les algorithmes génétiques dans leurs variantes *Human Based Genetic Algorithm* (HBGA) et *Interactive Genetic Algorithm* (IGA) permettent d'impliquer des utilisateurs humains dans des processus d'optimisation complexes : chaque solution prend la forme d'un individu virtuel doté d'un brin d'ADN, descriptif d'une solution en particulier. Comme les utilisateurs humains sont sollicités dans les phases de sélection et de reproduction des « individus-solutions », le processus de human computation peut être présenté à

des joueurs comme un jeu d'élevage fondé sur 3 actions principales : sélection, reproduction et évaluation « humaine » des solutions. Le jeu, présenté au public en 2010, a été baptisé « Krabott » et reprend plus ou moins la recette Fold.it décrite en 2010 par ses promoteurs.

Krabott est donc une expérimentation de human computation à grande échelle, ouverte au grand public, en 3 versions successives permettant de mesurer précisément la capacité de la foule à intervenir sur un sujet aussi pointu que le paramétrage de stratégies de trading sur le FOREX. Après 18 mois de conception itérative avec des obstacles importants rencontrés sur la capacité de calcul et le stockage (l'appel au calcul sur GPU a été nécessaire), Krabott a testé 3 stratégies de trading algorithmique sur 2 campagnes de mesure. Krabott démontre la supériorité des utilisateurs humains sur la machine dans leur capacité d'exploration et leur performance moyenne quelle que soit la façon dont on compare les résultats. Ainsi, une foule de plusieurs centaines de joueurs « surperforme » systématiquement la machine sur la version Krabott V2 et sur l'année 2012, résultats confirmés avec d'autres joueurs sur la version Krabott V3 en 2012-2013. Fort de ce constat, il devient possible de construire un système de trading hybride homme-machine sur la base d'une architecture de Human Computation où chaque joueur est la CPU du système global de trading. Cette démarche a été initiée en février 2013 sur la version 3 de Krabott qui est devenue un système autonome de trading spéculatif sur le Forex et fondé sur le travail d'exploration et de sélection de dizaines de joueurs volontaires.

Après Krabott, une dernière étape reste à franchir, l'utilisation du Human Computation non plus pour optimiser des stratégies existantes mais pour en concevoir de nouvelles ex-nihilo, à partir d'une « soupe primitive » de stratégies de trading. L'expérience acquise sur Krabott permet de dresser un cahier des charges d'une telle solution. La thèse conclut sur l'avantage compétitif qu'offrirait la mise en œuvre d'une architecture de human computation à la fois sur l'acquisition de données alimentant les algorithmes de trading et sur la capacité d'un tel système à optimiser les paramètres de stratégies existants. Il est pertinent de parier à terme sur la capacité de la foule à concevoir et à maintenir de façon autonome des stratégies de trading algorithmique, dont la complexité finirait par échapper totalement à la compréhension humaine individuelle.

2 Human computation, définitions état de l'art

L'anglicisme « Human computation » sera généralement remplacé par l'acronyme HC dans ce document.

L'objectif de ce chapitre est de positionner le concept de Human Computation par rapport à d'autres concepts plus anciens et plus connus faisant également intervenir des humains dans un processus de résolution.

On décrira par la suite la façon dont le human computation pourrait s'appliquer au trading algorithmique et les expérimentations mises en œuvre dans le cadre de cette thèse pour évaluer sa pertinence afin de concevoir, d'alimenter ou d'améliorer des stratégies de trading algorithmique.

2.1 Les concepts précurseurs

La démocratisation du concept de HC est intimement liée à l'utilisation à très grande échelle de la micro-informatique et au développement des réseaux Internet puis des médias sociaux : la plupart de ses applications sont donc très récentes.

On retrouve néanmoins, depuis la fin du XXème siècle, auprès des scientifiques ou des techniciens, une certaine continuité dans la recherche de processus originaux capables de mêler le calcul et l'humain, sans que bien souvent le concept n'ait été complètement formalisé, et ce, jusqu'à l'avènement des médias sociaux dans les années 2000.

Les paris sur les courses de chevaux et plus largement les paris sportifs semblent avoir touché toutes les civilisations et toutes les périodes, ils constituent en quelque sorte la « préhistoire » du HC. Dans le cadre du « human computation », ce n'est pas la course en elle-même qui présente un intérêt mais l'élaboration, la communication et l'utilisation des cotes *par et pour* le joueur-parieur (Figure 1). La publication des cotes de paris est vraisemblablement le premier processus organisé de HC connu : elles ont fait l'objet de nombreuses études et sont encore fréquemment citées dans les travaux de recherche (au sein de la « Society of Judgment & Decision Making » [1] par exemple ou comme illustration de phénomènes d'intelligence collective [2], [3]. A partir de ces cotes, les joueurs vont construire de nouvelles stratégies qui viendront elles-mêmes influencer de nouveaux parieurs [4] et ainsi de suite, jusqu'à former un prix généralement stabilisé au départ de la compétition.

Programmes et pronostics

R2 LYON LA SOIE (FRANCE) - 17/02/2013

← C1 **C2** C3 C4 C5 C6 C7 C8 C9 →

• Réunion retransmise en vidéo

< Réunion

R2 C2 PRIX PRÉSIDENT BOURJAILLAT - 11H45

Plat - 2400m - 16000€
Handicap de catégorie divisé - première épreuve - 4 ans et plus -
Course G - Réf.: +28,5;+30 - Piste en sable fibré - Corde à droite

OUVERT

Imminent
Heures Minutes Secondes

1 - Choisissez votre pari

Simple gagnant Simple placé
ZE couillon
Jumelé gagnant Jumelé placé
Jumelé ordre
Trio Triordre
ZE 4 ZE 2/4
ZE 234

2 - Cochez votre grille

N°	Chevaux (sexe/âge) écurie	Jockey	Poids	Entraîneur	Corde	Cotes
1	TISHKO (M/6)	Laurent S.	57.5 kg	Renk Mlle B.	6	8.3
2	ROMEO SAINT CYR (M/7) E1	Proietti L.	59 kg	Martinon C.	2	5.8
3	SHINING SUN (H/6)	Piccone T.	58 kg	Bertran De Balanda J.	1	5.9
4	STORMING SPIRIT (H/9)	Flandrin B.	58 kg	Goudot B.	7	37.8
5	OLD RIFLE (H/4)	Teissieux A.	56.5 kg	Pimbonnet M.	11	28.3
6	TRADER (H/4)	Doncieux Abi.	53 kg	Goudot B.	9	49.7
7	SKIPPER BLEU (H/9)	Thomas R.	55 kg	Phelippon Jul.	10	7.2
8	JOLIE LAIDE (F/6)	Michaux D.	55 kg	Cheno M.	3	11.2
9	GOODRISK (M/4) E1	Boehm Mlle P.	52 kg	Martinon C.	8	82
10	LONADO (H/7)	Bachelot T.	53.5 kg	Renk Mlle B.	5	3.1
11	DARVIN'S RHEA (F/7)	Marquetti S.	52.5 kg	Guildoux Mme Al.	12	25.8
12	MINDBEND (H/10)	Callac Mlle S.	50.5 kg	Fouin Y.	4	26.7

Figure 1 Publication de cotes d'une course de chevaux sur un site commercial « ZeTurf »

S'il est facile de trouver des éléments historiques sur l'organisation de courses de chevaux dans la Rome et la Grèce antiques, il est impossible de dater précisément l'apparition du concept de « cote » d'un cheval ou d'une équipe en tant qu'élément factuel de décision présenté aux joueurs, qui serait calculé de façon systématique. Il apparaît néanmoins que la notion de cote est aujourd'hui généralisée dans tous les domaines du pari : son mode de calcul est transparent et elle est servie en temps réel aux joueurs.

En France, la première loi sur le PMU « Pari Mutuel Urbain » date du 2 juin 1891. L'esprit de cette loi est tout à fait singulier car elle fixe un objectif au PMU en formalisant pour la première fois un processus organisé et fondé sur des décisions humaines visant à l'amélioration de la race chevaline, l'*intelligence cupide* des parieurs étant finalement présentée comme une méthode de sélection des meilleurs chevaux et non de distraction du public. Ainsi, seules étaient autorisées « *les courses de chevaux ayant pour but exclusif l'amélioration de la race chevaline et organisées par des sociétés dont les statuts sociaux auront été approuvés par le ministre de l'agriculture* » [5].

En outre, on peut supposer que cet objectif avait des visées plus militaires qu'agricoles, car l'urgence en France à l'époque est de fournir les armées en chevaux de guerre, dans des races identiques à celles des chevaux de course (pur sang et demi-sang) [6] .

La loi sur le PMU est donc l'un des tous premiers exemples d'un processus complet (formalisé et publié sous forme de décret) visant à l'amélioration d'une « solution » (la race chevaline), par la mutualisation organisée et formalisée d'intelligences humaines (les parieurs) en vue d'un objectif (la victoire).

Dans le domaine de la finance également, l'utilisation d'indicateurs dans le processus de décision d'un investisseur, constitue également une sorte d'algorithme de type HC.

La valeur d'un marché, d'une action ou d'un dérivé est en effet le résultat de l'action conjuguée de tous les investisseurs au bénéfice de la communauté elle-même. La fiabilité de ce processus ayant en quelque sorte été validée par la théorie des marchés efficients (ou EMH) [7] qui démontre la fiabilité d'un prix de marché ou d'un indice et l'impossibilité pour un investisseur de battre en moyenne la performance du marché sur le long terme [8].

Même si les cotations des valeurs financières constituent en elles-mêmes des indicateurs, on peut considérer que la création des indices boursiers, comme agrégation de différentes valeurs financières constituent finalement la première étape d'un calcul (la somme de toutes les interactions des intervenants sur un marché) faisant intervenir une communauté humaine (celles des investisseurs) dans une forme basique de HC, au profit du public.

Il est ainsi intéressant de noter que le Dow Jones, ancêtre des indices boursiers (1884) a été créé par deux journalistes [9] et non par des financiers : l'enjeu de cette information « humaine » et agrégée dépasse donc, dès sa création, le cercle des investisseurs en constituant une information pour un public plus large.

Les expériences d'économies socialistes et dirigées du XXème siècle nous donnent également des éléments de preuves supplémentaires de l'intelligence des marchés dans leur capacité à agréger des décisions individuelles d'acteurs économiques, de spéculateurs ou d'investisseurs. En effet, la fixation des prix a longtemps été le casse-tête des dirigeants de l'ex-URSS, ne disposant pas de la puissance de calcul « humaine » offert par le marché. Popkewicz [10] considérait ce sujet comme le maillon faible du modèle socialiste. Ainsi, à défaut de pouvoir calquer ses prix sur les économies « capitalistes », Friedrich Hayek (Prix Nobel d'économie en 1974) démontre ainsi l'incapacité d'une économie planifiée à allouer correctement les ressources car elle se prive du travail collectif des marchés pour la formation des prix [11].

2.2 Les principes du human computation

Le human computation regroupe l'ensemble des techniques ou des procédés s'appuyant sur de larges communautés humaines pour réaliser une tâche ou un processus précis.

Le terme « human computation » a été utilisé pour la première fois par Luis Von Ahn dans sa thèse présentée en 2005, puis dans différents articles [12], [13], [14] il est également à l'origine du projet « reCaptcha » [15] qui met en œuvre à très grande échelle un processus de HC.

Luis Von Ahn définit le human computation (HC) comme une technique de calcul qui confie certains processus à des humains et notamment des tâches unitaires complexes à réaliser par des machines comme la reconnaissance visuelle, le décryptage de caractères etc... Dans le Human computation, l'homme est au service d'un processus qui le dépasse, dont il n'a pas forcément conscience et dont il n'est pas forcément le bénéficiaire. L'utilisation du terme « Human processor » est un bon résumé du principe de human computation, Yotam Gingold propose le schéma générique suivant (Figure 2).

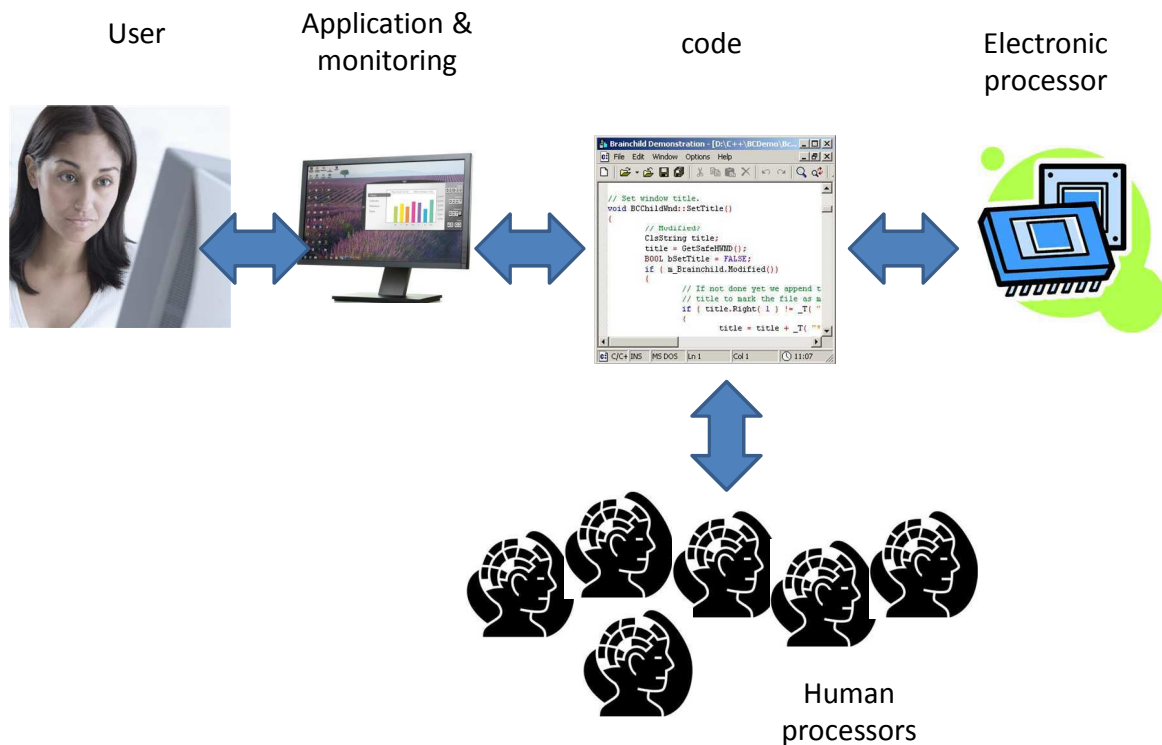


Figure 2 Principe de Human Computation par Yotam Gingold [16]

Le concept de human computation marque une rupture intéressante avec l'ensemble des concepts faisant appel au cerveau ou au travail du public pour fonctionner. Le human computation met délibérément l'humain au service de la machine [17] en plaçant sciemment et volontairement l'homme au cœur d'un processus de calcul ou d'évaluation. Cette approche pose le problème de motivation des participants. Il est, en effet, difficile de convaincre un humain de jouer le rôle d'un processeur au sein d'un projet dont il ne serait pas directement le bénéficiaire ! Actuellement, on peut citer 2 types d'approches : une approche contrainte et une approche ludique.

Approche contrainte

Aussi surprenant que cela puisse paraître, le premier système à grande échelle faisant appel au « human computation » est fondé sur une participation contrainte des utilisateurs dans un schéma opportuniste utilisant le « CAPTCHA ». Le « CAPTCHA » est un test couramment utilisé sur le web

permettant de distinguer un utilisateur humain d'un robot pour l'accès à des services à valeur ajoutée : inscription à un forum, ouverture d'un compte sur Paypal etc... L'enjeu de l'éditeur est d'éviter le spam publicitaire sur des forums gratuits ou des tentatives de hacking ou de détournement par attaque massive (Figure 3). Le CAPTCHA est difficile à interpréter par une machine, alors qu'un humain avec un niveau basique de lecture résout facilement ce test.



Figure 3 Exemple de CAPTCHA

L'idée développée par Luis Von Ahn est de profiter de cette capacité humaine à interpréter des caractères hétérogènes, pour la mettre au service d'un projet de digitalisation de livres anciens : une tâche généralement confiée à des systèmes automatiques de vidéocodage qui produisent de 2 à 15 % d'anomalies (selon la qualité du texte initial) et nécessitent systématiquement l'intervention d'un opérateur-correcteur. L'enjeu est donc économique et Luis Von Ahn décrit un processus qui utilise l'homme comme « unité élémentaire de calcul » pour réaliser une opération de vidéocodage [12], [12]. En effet, chaque jour, 200 millions de CAPTCHA sont résolus par les internautes, ce qui à 10 secondes le CAPTCHA représente une force de calcul équivalente à 23 000 jours/homme [18].

Le système reCAPTCHA [19] , racheté par Google à Luis Von Ahn en 2009, propose aux éditeurs de sites web un module de Captcha efficace et gratuit sous forme d'un « plug-in » qui s'intègre facilement sur un site web existant (Figure 4).

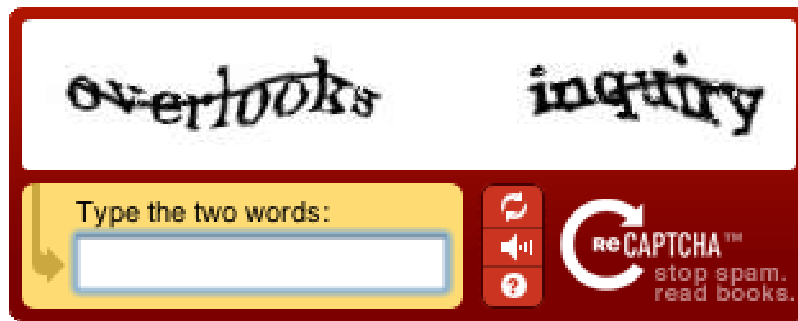


Figure 4 Copie d'écran d'un reCaptcha sur le site <http://captcha.com>

Contrairement aux tests habituels, ce Captcha est composé de deux mots à décoder pour l'utilisateur au lieu d'un. L'interprétation de l'un des deux mots est connue du système, soit parce qu'il a déjà été décodé précédemment, soit par ce qu'il est généré par le système lui-même. Mais l'emplacement du mot test est bien entendu inconnu de l'utilisateur. Dans le cas de la Figure 4, l'utilisateur va inconsciemment (à moins qu'il ne prenne le temps de se renseigner) et consciencieusement travailler pour Google afin de décoder l'un des deux mots issus d'un scan. Google confie ainsi le scan de livres pour « Google Book » [27] à des centaines de millions d'utilisateurs « bénévoles » mais finalement contraints car l'accès aux services de l'éditeur ne sera accessible qu'après résolution de ce Captcha.

On notera également l'existence de quelques initiatives similaires au reCaptcha mais fondées sur l'indexation de photographies (Figure 5) permettant, de la même façon, de distinguer les utilisateurs humains des machines sur le web [29], tout en travaillant pour un processus tiers (Figure 5).



Figure 5 Test de reconnaissance d'image à réaliser sur le portail Orange.fr en cas d'oubli de mot de passe

2.3 Les concepts connexes au human computation

Les concepts touchant au human computation sont relativement nombreux et souvent destinés à aiguïser la curiosité du grand public sur des sujets susceptibles de l'impliquer directement. Ainsi l'intelligence collective ou le crowdsourcing sont des concepts très répandus mais dont les frontières restent vagues. Les auteurs des différents concepts sont, en effet, plus souvent des journalistes que des chercheurs. Il semble que, sur ce domaine, la science ait finalement un certain retard, sans doute en raison de l'explosion des applications Internet grand public.

L'intelligence collective

Dans la suite de ce paragraphe, on utilisera parfois l'abréviation « WOC » pour « Wisdom of crowds ».

Le concept d'intelligence collective a été rendu populaire par le best-seller « Wisdom of crowds » publié en 2006 par James Surowiecki [20]. Ce concept met en avant la capacité des foules à estimer des mesures, des probabilités ou à identifier collectivement des solutions. James Surowiecki cite notamment les travaux de Sir Francis Galton qui en 1906 observa l'étonnante capacité d'une foule participant à un comice agricole à déterminer le poids exact d'un animal de foire [21]. Derrière l'intelligence collective, James Surowiecki regroupe des exemples très hétérogènes comme l'intelligence collective des marchés financiers, capables de déceler celui des trois fournisseurs de la NASA en faute lors de l'incident de Challenger [20] et d'autres cas d'école qui vont du jeu télévisé à la recherche d'épaves en mer. A chaque fois, la foule des ignorants prouve sa capacité à obtenir de meilleurs résultats qu'un groupe d'experts.

Le WOC ayant été très tôt vulgarisé par rapport aux autres concepts connexes, il est difficile d'en fixer des limites précises. L'inventaire des exemples cités par les auteurs comme James Surowiecki répond néanmoins à quelques caractéristiques récurrentes :

- La foule n'a pas conscience de participer à un travail collectif, elle est passive dans le processus, chaque individu y cherche simplement son propre intérêt et non celui du groupe.
- Pour que le processus soit efficace, la décision de chaque individu ne doit pas être influencée par le groupe (ce qui ne l'empêche pas de communiquer avec lui), la décision de l'individu doit donc être le résultat d'une démarche personnelle.

- Les individus n'ont qu'une connaissance partielle et limitée des informations susceptibles d'influencer la décision
- L'utilisation de la capacité cognitive des foules dans un processus de résolution est généralement fortuite, l'auteur du processus n'est, dans la plupart des cas, pas sponsor de la foule.

Ainsi dans les paris sportifs, le jeu en lui-même et la publication de la cote, constituant l'élément d'intelligence collective du processus, ne sont utilisés par le parieur qu'à son propre profit. Le parieur a rarement conscience de travailler au profit des autres joueurs. Le cas de Google est également similaire : dans l'algorithme PageRank [22], les auteurs décrivent un système de recherche et de classement de l'information fondé sur les liens hypertextes établis par les internautes et les webmasters, sans avoir finalement conscience de travailler objectivement pour les moteurs de recherche. Google utilise donc efficacement à la fois une technologie (le principe du lien hypertexte) et le travail collectif des webmasters (généralement à leur insu).

Twitter [23] et Facebook [24] représentent des systèmes plus aboutis dans la mise en œuvre de processus collectifs. Certains auteurs ont rangé ces applications derrière le concept d'intelligence collective [25], [26], [27], [28], [29] mais dans les deux cas, nous sommes en présence d'un système fermé : contrairement à Google, les concepteurs de Twitter ou de Facebook sont eux-mêmes à l'initiative des processus qui concourent à une capitalisation cognitive des actions de ses membres (alors que Google s'appuie sur des mécanismes existants).

En outre, les membres de ces réseaux en sont immédiatement les bénéficiaires : le travail collectif sur Facebook et Twitter permet à chaque utilisateur de retrouver, à chaque instant, une agrégation d'informations parfaitement adaptées à son profil (amitiés, intérêts, contexte....) filtrées ou suggérées par ses cercles de connaissances et de proche en proche, par la communauté toute entière.

Le crowdsourcing

Jeff Howe dans Wired Magazine [30] définit, le premier, le crowdsourcing comme successeur de l'outsourcing. L'étymologie est volontaire, et remarquable, puisque Jeffe Howe établit une continuité entre les deux concepts.

Dans le cas de l'outsourcing, il s'agit pour une entreprise d'abaisser ses charges de production en faisant appel à une main d'œuvre à très faible coût. Le crowdsourcing va plus loin en faisant appel à des volontaires non-rémunérés ou faiblement rémunérés pour participer à un travail présenté comme une passion, un loisir, un don ou un complément de rémunération. Le crowdsourcing a prouvé sa force et son efficacité avec Wikipedia en faisant quasiment disparaître les éditions encyclopédiques papier, en quelques années seulement. Dans d'autres cas le crowdsourcing autorise une faible rémunération des participants en échange d'une vitrine à grande échelle. C'est le cas d'un service internet comme iStockphoto [31], cité par Jeff Howe[23] , qui consolide des milliers de photographies d'illustrations accessibles à un moindre coût pour tous les éditeurs.

Le crowdsourcing est à la fois le précurseur de l'intelligence collective et son corollaire. Il décrit, en effet, les techniques permettant de faire appel à un large public pour réaliser un travail précis. On pourrait plus facilement décrire le crowdsourcing comme une technique plutôt qu'un concept, à la différence de l'intelligence collective.

L'encyclopédie en ligne Wikipedia [32] en est l'exemple le plus connu et le plus ancien. Wikipedia constitue une compilation organisée d'informations à destination du grand-public, cependant Wikipedia ne relève pas formellement de l'intelligence collective ou du Human Computation en raison du nombre finalement limité d'experts qui interviennent sur chaque article mais également parce que l'article Wikipedia se suffit généralement à lui-même (l'arborescence de Wikipedia pourrait, en revanche, constituer un processus plus proche du HC que du Crowdsourcing) .

Mais Wikipedia et iStockPhoto partagent certaines caractéristiques de human computation dans le sens où l'information peut être corrigée ou améliorée *a posteriori* en fonction de la réaction des clients (cas de iStockPhoto) ou des autres contributeurs (cas de Wikipedia). Ainsi, si les contributions initiales du public répondent bien à la définition du crowdsourcing, la réaction de la communauté relève d'une démarche alors proche de l'intelligence collective dans sa réalisation et du human computation dans son organisation.

Le crowdsourcing désigne donc une mécanique industrielle à grande échelle où le travail est divisé en une infinité de micro-tâches où chaque humain a une vision claire de l'objectif commun. Il n'y a d'effet collectif que dans l'addition de tâches élémentaires pour constituer un tout. Dans le HC, au contraire, la tâche élémentaire n'a aucune valeur en dehors du processus global dont elle fait partie.

Il existe d'autres initiatives plus discrètes et plus anciennes comme InnoCentive [33] ou Threadless [34] dans le domaine de la création qui sont également citées par les auteurs [35] comme des cas d'école de Crowdsourcing. Dans ces deux derniers cas, on retrouve un principe assez banal, proche du « jeu concours » fondé sur un appel ouvert à proposition puis une sélection des meilleures réponses par des experts ou la communauté. Le crowdsourcing est ainsi intimement lié au développement d'Internet (condition *sine qua non* pour accéder facilement au grand public). La fondation américaine X Prize [36] parie également sur le Crowdsourcing [12] pour déceler de futurs projets innovants dans le domaine de l'énergie, la mobilité ou la santé. Un des projets lauréats de la fondation concernant la santé : le NokiaSensing X Challenge, semble également participer à un projet de crowdsourcing dans le domaine du diagnostic médical.

Au moins trois initiatives d'industrialisation et de systématisation du Crowdsourcing sont présentées sur Internet : Amazon's Mechanical Turk [37], CrowdFlower [38] et MobileWorks [39]. On peut également citer Yahoo Answer [40], plus ancien, qui fonctionne sur un principe similaire. Tous sont fondés à peu près sur le même schéma : à partir d'une sollicitation d'un membre sur une question ou la description d'un travail précis (proposant ou non une rémunération), les utilisateurs de la plate-forme présentent leurs réponses, proposent leurs compétences ou leur temps. La caractéristique commune de ces solutions est de ne pas cibler un thème ou une communauté a priori.

Les études réalisées [41], [42] sur ces plates-formes révèlent des résultats encourageants en termes de performance et de pertinence, puisque la qualité des réponses des utilisateurs est généralement considérée du même niveau ou meilleure que celles des experts. On notera néanmoins des limitations notamment sur la complexité des tâches à réaliser et sur les processus de contrôle du travail effectué (pour la recette d'un logiciel par exemple, comment être sûr que l'utilisateur a sérieusement testé toutes les possibilités ?). Mais lorsqu'il s'agit d'effectuer des tâches répétitives et non critiques comme affecter des tags à des clichés, à des fins de classement [42] ou réaliser des traductions [43], ces méthodes se révèlent efficaces et économiques.

Tout comme l'intelligence collective, la définition du crowdsourcing étant relativement floue, il est difficile de tracer le périmètre précis de cette matière. On peut cependant définir une intersection assez claire entre le Crowdsourcing et le human computation [44], il s'agit des

applications où l'humain et l'ordinateur sont interchangeables dans la réalisation d'une tâche élémentaire. Le promoteur d'un tel système peut alors soit faire appel à un groupe de « volontaires », soit programmer des agents virtuels [44] (cas du logiciel de traduction MonoTrans [45]). Mais le crowdsourcing porte dans sa définition ses propres limites. La mobilisation d'une foule peu ou pas rémunérée pour réaliser un travail précis répond à un certain nombre de conditions, notamment la passion ou l'intérêt des participants pour la matière (photo, technique, sport...), la compréhension du travail à réaliser et l'accès à une plate-forme partagée¹ : ce qui limite quasiment ce genre de projets à des applications internet.

Dans le cas du crowdsourcing on serait plus dans l'intelligence distribuée que dans l'intelligence collective. La démarche consiste à fédérer les compétences ou les actions mais on ne cherche pas la symbiose entre les membres qui n'ont pas besoin de communiquer entre eux ou d'échanger pour élaborer la solution. Le promoteur d'une solution de crowdsourcing n'est finalement qu'un opérateur isolé et relativement passif face à un processus basique de consolidation.

Le social computing

Le social computing désigne toutes les technologies qui facilitent le travail collaboratif peu hiérarchisé mais regroupant un grand nombre de participants souvent dispersés géographiquement. Ainsi les blogs collaboratifs, les wikis ou les outils professionnels de gestion de projets permettent la réalisation de certaines tâches très complexes dans des délais réduits.

Wikipedia déjà cité dans le crowdsourcing est également un cas d'école du social computing mais sur un angle plus technique. Ainsi, si l'on peut appréhender le succès de Wikipedia par la capacité de la plate-forme à susciter l'intérêt (voire l'empathie « citoyenne ») de centaines de milliers de contributeurs, on peut aussi considérer Wikipedia sous l'angle du « Wiki ». Le wiki est une technique qui facilite la consolidation d'informations très dispersées et multi-contributeurs [46]. C'est l'outil de social computing par excellence, dont sont dérivés nombre de sous-produits : le blog collaboratif, les outils de gestion de projets comme basecamp [47], [48] utilisé par plus de 5000 sociétés dans le monde (un score remarquable quand on connaît la rusticité de l'outil). Myspace [49], [50] est

¹ Ce qui suppose la capacité à formaliser la présentation puis gérer l'accompagnement et le contrôle de façon industrielle

également considéré comme un exemple de social computing orienté sur le contributeur lui-même. C'est une sorte de Wikipedia personnel et ancêtre de Facebook.

Jusqu'en 2008, la notion de social computing regroupait finalement toutes les applications facilitant les échanges et la communication entre internautes sur une plate-forme commune (Youtube et Facebook compris). A posteriori, cette classification trahit une certaine incompréhension des chercheurs et des observateurs face au succès de ces nouveaux médias. Pour la plupart d'entre eux, ce renouveau du web s'expliquerait par la puissance des nouvelles technologies et non par l'efficacité d'un processus de capitalisation d'efforts, d'intelligence ou d'exploration collective dont la technologie n'a finalement été que le révélateur.

Le datamining

Le datamining est un concept connexe au human computation et parfois cité par les chercheurs ou les auteurs comme composante de l'intelligence collective. Même si ce terme a souvent été utilisé pour désigner certaines innovations comme les moteurs de recherche au début des années 2000, il s'agit aujourd'hui plutôt d'un abus de langage, le « datamining » désignant un ensemble de techniques de traitement, d'organisation ou d'acquisition de données et non un véritable concept. La confusion vient du fait que certains processus de HC utilisent le datamining et certaines techniques de datamining (comme Page Rank) utilisent des informations issues d'un travail collectif ou de médias sociaux.

2.4 Topologie des concepts

Il semble que la croissance rapide de l'Internet et la multiplication des applications aient désorienté les chercheurs en sociologie, en organisation ou en informatique, comme pris de vitesse par le grand public. Ainsi des applications comme Google, Wikipedia ou Facebook sont simultanément cités en exemple en intelligence collective, crowdsourcing, social computing ou en datamining.

Ces errements sont peut être symptomatiques d'une difficulté à appréhender ce qui fait réellement la valeur de ces outils, tant il est probable que la majorité des jeunes entrepreneurs qui ont développé les start-up à l'origine des nouveaux médias ont probablement ignoré leurs propres

facteurs de succès. Les chercheurs se retrouvent alors dans la position de biologistes ou de naturalistes : ils font face à des créatures complexes et vivantes dont les créateurs n'ont jamais établi les plans (avec une exception notable concernant Google). Le reverse-engineering est donc fastidieux et progresse pour l'instant toujours plus lentement que le lancement de nouvelles applications.

L'article "Human computation: A survey and Taxonomy of a Growing Field " [44] permet de préciser les zones de recouvrement et la position de chacun des concepts connexes (crowdsourcing, intelligence collective....) par rapport au human computation (Figure 6).

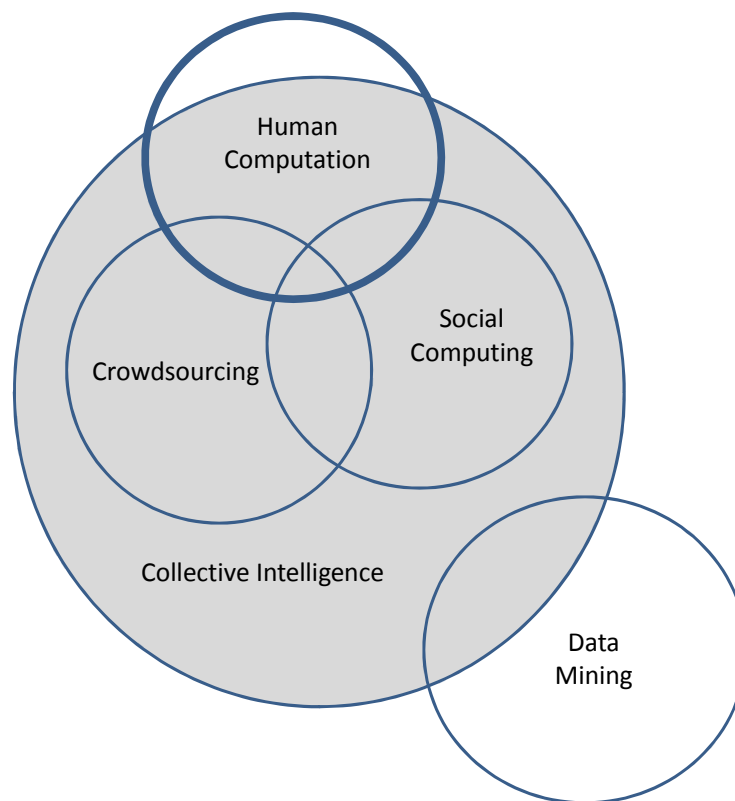


Figure 6 Concept présenté dans l'article "Human computation: A survey and Taxonomy of a Growing Field " [44]

Ainsi, si le crowdsourcing permet de mobiliser une force de travail illimitée dans la résolution d'un problème, l'amélioration d'un système ou l'exécution d'une tâche, le crowdsourcing ne met pas systématiquement l'intelligence humaine au cœur d'un processus, il s'agit plutôt d'organiser un travail en le divisant en une multitude de micro-tâches. Les participants partagent en général les objectifs avec l'initiateur du projet et sont (faiblement) rémunérés ou volontaires. Le crowdsourcing est donc plus une consolidation d'un travail distribué à des milliers de participants qu'un véritable processus capable de transcender l'intelligence humaine.

Le social computing est plus proche du human computing dans le sens où on peut observer l'émergence de processus collectifs au sein des réseaux sociaux. C'est le cas du « I like » de Facebook qui participe à la qualification d'une information pour le reste de son réseau et de proche en proche pour le reste de la communauté [49], [50]. Mais le social computing ne travaille que pour lui-même², il est généralement dénué de tout objectif qui transcenderait le « travail » de la communauté pour un objectif supérieur. Quant au positionnement de l'intelligence collective par rapport au human computation, les frontières sont relativement vagues; dans un processus de type human computation, l'intelligence humaine est spécifiquement et collectivement utilisée. On pourrait donc quasiment inclure les cas de human computing dans le cercle de l'intelligence collective.

2.5 Le serious game : la collaboration ludique comme moteur du HC ?

Le serious game part d'un double constat, celui d'une meilleure mémorisation de gestes d'information ou de consignes par les utilisateurs, si ils sont exposées de façon ludique auprès du public et celui d'une meilleure attention de l'utilisateur lorsqu'il agit en qualité de joueur. Ainsi les serious games sont-ils d'abord utilisés en formation : aujourd'hui 70% des entreprises du CAC40 y font appel pour leurs salariés [51]. Pour les applications de HC, le serious permet de résoudre le problème du recrutement du public, en présentant le processus comme un jeu. Ainsi, le jeu Peekaboom [52] (qualification d'images, créée en 2004 également par Luis Van Ahn [53]) s'adresse à des joueurs amateurs pour qualifier des bases de données d'images ou déterminer l'emplacement et la présence de certains objets sur une illustration. Peekaboom rend cette qualification fiable et très économique en recrutant des centaines de milliers de joueurs (Figure 7).

² Avec une exception cependant : l'hyper-ciblage des utilisateurs de réseaux sociaux permet de mettre en œuvre des systèmes de promotion très efficaces : une zone d'intersection avec le human computation au service des régies publicitaires



Figure 7 Copie d'écran de Peekaboom

Peekaboom résout l'équation de recrutement des utilisateurs par le jeu, le divertissement constituant à la fois la rémunération du « collaborateur » et permettant de s'assurer de sa motivation donc de la qualité des résultats. Malgré tout, depuis 2004, l'utilisation de serious game dans le domaine du HC est restée confidentielle et pose encore de nombreuses questions quant à sa mise en œuvre et à l'influence de la motivation des participants sur les résultats [54].

2.6 Les jeux massivement multi-joueurs relèvent-ils du HC ?

Peut-on qualifier les jeux massivement multi-joueurs de Human Computation ? Le joueur évolue, en effet, dans un environnement dont il devient l'une des composantes. A tel point que l'on pourrait se demander s'il n'y a pas un jeu dans le jeu relevant à la fois du serious game et du HC [55].

L'analyse des comportements des joueurs dans le jeu « World of Warcraft » [56] intéresse ainsi certains chercheurs en économie : le marché des « objets magiques » échangés entre joueurs permettrait, en effet, de mieux comprendre la formation des prix dans un monde sans distorsions lié à la distance ou au contournement de règles. Une approche qui rappelle celle de l'intelligence collective sur les marchés financiers [57] [58]. Vu du côté de l'éditeur de World of Warcraft, « Blizzard », le joueur dans ses actions et son comportement constitue tout à la fois un client payant mais également du « contenu jouable » valorisable auprès de nouveaux joueurs. La valeur d'un jeu massivement multi-joueurs dépend ainsi tout autant de la qualité du travail de l'éditeur que du nombre de joueurs présents sur la plate-forme. Le jeu est, en effet, collectivement plus intelligent et

a donc plus de valeur marketing lorsque les joueurs sont nombreux et actifs, ce qui lui assure d'ailleurs une grande longévité [59].

2.7 L'ADN du Human Computation

Une équipe du MIT a établi un canevas pour la conception d'une solution faisant appel à l'intelligence collective, à partir des réussites existantes comme Wikipedia ou reCaptcha. Même si cette approche est plus large que les seules applications de Human Computation, elle en donne un premier aperçu. C'est une approche de reverse-engineering intéressante dans le sens où elle établit le canevas précis de ce type de processus à des fins de mise en œuvre [60]. Le document est présenté comme un guide pratique.

Le MIT analyse un système d'intelligence collective sur 4 axes : l'objectif, l'incentive, le process, et le staffing, qui répond finalement aux questions « Who, What, Why, How » et permet de décrire le « génome » de la plupart des initiatives existantes. Le MIT établit ainsi différents « génomes » de ces systèmes et propose des exemples appliqués à Wikipedia, Innocentive ou Threadless, en démontrant un ensemble de points communs sur des sujets pourtant très éloignés.

3 Le trading algorithmique, définitions et topologie

L'automatisation des marchés boursiers, entreprise depuis les années 80, a permis l'émergence du trading algorithmique en facilitant l'acquisition d'informations en temps réel et le passage d'ordres via des processus automatisés. Le développement des ECN (Electronic Communication Network) [61], [62] qui ont progressivement remplacé les marchés traditionnels - a donné non seulement plus de profondeur au marché mais également une réactivité hors du commun permettant à des stratégies informatiques de travailler à des fréquences toujours plus élevées et finalement de déclasser l'humain dans la qualité et la vitesse d'exécution des ordres, jusqu'à l'automatisation de la prise de décision.

En 2007 Lebreton [63] distingue deux activités dans le trading algorithmique « les opérations de bourse assistées par des algorithmes » au service des traders et « le trading automatisé qui utilise des automates comme agents autonomes effectuant des transactions selon des algorithmes et des stratégies paramétrées ». Par abus de langage et selon les auteurs, le périmètre du trading algorithmique est plus ou moins large. Historiquement, le trading algorithmique a désigné l'ensemble des systèmes de communication et d'aide à la décision à disposition d'un trader pour interagir sur un marché. On parlera plus volontiers de « trading automatisé » plutôt que de « trading algorithmique » à partir des années 1970 et jusqu'aux années 1990 [63]. A ce stade, il n'est pas encore question de laisser de l'autonomie à la machine mais de s'appuyer sur la capacité du calculateur à accélérer des processus d'exécution (par l'amélioration des réseaux de communication) ou d'analyse (par l'acquisition automatisée de données et leur stockage). Le trading algorithmique jusque dans les années 1990 consiste donc plus à informatiser les salles de marché [63] plutôt qu'à construire des processus de décision automatisée : il ne s'agit pas de remplacer l'humain mais au contraire de l'équiper d'outils les plus performants possibles.

A partir des années 1990, l'informatisation des marchés boursiers permet enfin les premières tentatives d'automatisation complète (de la décision à l'exécution) d'une stratégie de trading. Sur le plan pratique, le trader humain disparaît parfois complètement de la chaîne opérationnelle. La réactivité des opérateurs par l'amélioration de la latence et l'exécution automatisée des stratégies de trading devient l'enjeu principal des salles de marché afin d'améliorer leurs performances. Le *grain* de travail passe de la journée à l'heure, de l'heure à la minute, de la minute à la milliseconde jusqu'à travailler en temps réel la forme des carnets d'ordres à moins d'une milliseconde. Dans cette course

à la vitesse et à la volumétrie, le rôle de l'humain est relégué à celui de monitoring des machines et de conception ou de maintenance des systèmes de décision et d'exécution.

3.1 Topologie des systèmes de trading

La définition du trading algorithmique varie donc en fonction de l'interlocuteur et de la période, cette « instabilité » est souvent source de confusions, pas seulement auprès des chercheurs mais également auprès de la presse et du grand public où toutes les notions sont mélangées (haute fréquence, systematic trading, robots, fonds spéculatifs, automates de trading...).

Une ébauche de formalisation du trading algorithmique consisterait donc à identifier les différentes couches qui suivent son évolution depuis les années 90 jusqu'à aujourd'hui. On peut ainsi tracer une sorte de topologie de la définition du trading algorithmique en 3 ou 4 couches successives (Figure 8) :

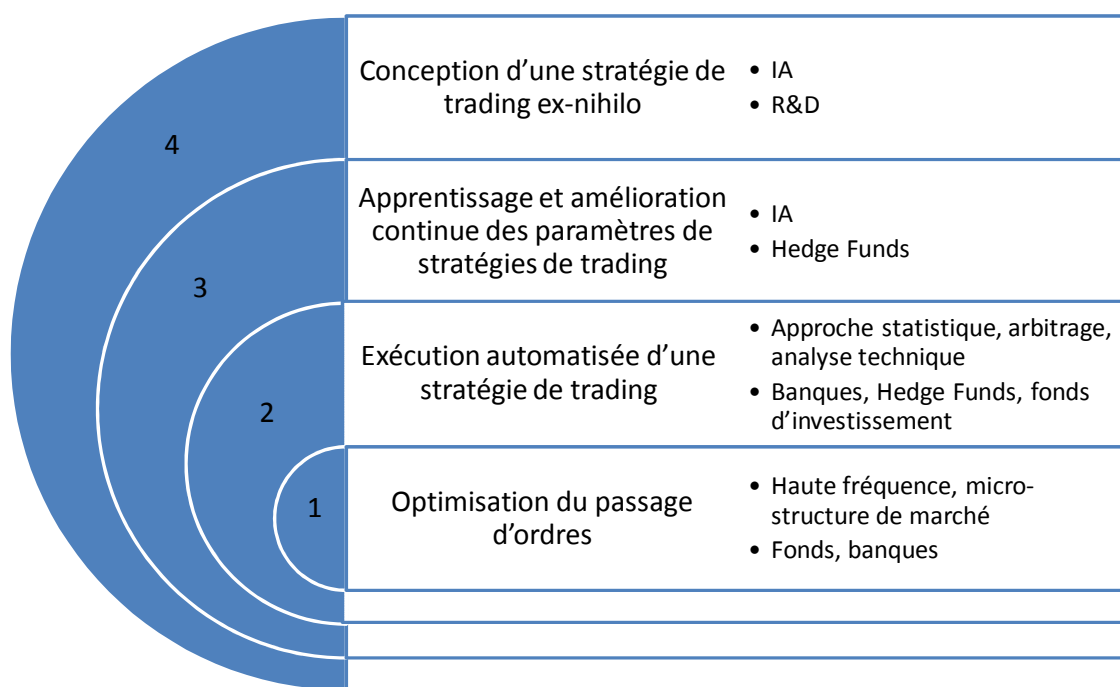


Figure 8 Topologie de la définition de trading algorithmique

Le niveau du système de trading algorithmique est ici défini comme allant de 1 à 4 en fonction non pas de la complexité des solutions mises en œuvre mais du degré d'autonomie de la machine par rapport à l'humain :

- **Au niveau 1** la machine doit exécuter un ordre sur un laps de temps défini comme l'achat ou la vente d'un certain nombre de titres sur le marché, ***l'objectif est la réduction du coût d'opération et non la recherche d'un profit immédiat.***
- **Au niveau 2** la machine prend la décision de l'exécution en fonction d'un algorithme préalablement défini par un opérateur humain et transmet éventuellement l'ordre à un algorithme de niveau 1.
- **Au niveau 3** la machine améliore en temps réel et en continu les paramètres des stratégies qu'elle exécute
- **Au niveau 4** à partir d'un canevas initial, la machine construit elle-même une stratégie originale, en optimise les paramètres, place et exécute les ordres.

Actuellement le terme « trading algorithmique » recouvre généralement les niveaux 1 et 2 dans la littérature, le niveau 3 concerne uniquement les systèmes auto-apprenants (issus de l'intelligence artificielle), le niveau 4 n'existe pas encore.

3.1.1 Premier niveau : Optimiser le passage d'ordre

Les premières applications du trading algorithmique consistent en l'optimisation du passage d'ordres par troncature de gros volumes en blocs plus petits visant à optimiser les coûts de transaction. Il s'agit, en effet, d'éviter des variations trop importantes du spread et du prix en étalant le passage d'ordres sur une journée complète par exemple plutôt que de les concentrer sur une période courte. Plusieurs techniques ont été mises en œuvre, généralement en réponse à la mise en place d'indicateurs de performance visant à évaluer (en interne ou auprès de donneurs d'ordres) l'efficacité des traders puis des systèmes de trading [64].

Les chercheurs et les opérateurs se sont intéressés aux stratégies d'exécution des ordres – en vue de minimiser les coûts, depuis le début des années 2000, ce qui a vraisemblablement provoqué une course à la fréquence sans précédent sur les marchés. En 2006, la société ITG Inc. classifie ses

algorithmes d'exécution au catalogue selon 3 grandes familles du plus structuré au moins structuré [64] :

- **Scheduled-driven** : algorithmes confrontés à l'évaluation VWAP (voir description ci-dessous), qui vont planifier a priori les passages d'ordres des lots à placer sur les marchés sur la période
- **Evaluative** : algorithmes confrontés à un prix théorique initial et évalués par rapport à ce prix
- **Opportuniste** : algorithmes cherchant à identifier et saisir des opportunités de marché (anomalies, quantités importantes...)

De nombreux chercheurs conçoivent de nouveaux algorithmes visant à optimiser l'exécution, notamment en travaillant sur des fréquences toujours plus élevées et en concevant des algorithmes adaptés aux black-pools qui concentrent aujourd'hui de gros volumes d'échanges [65] [66] [67]. On notera ainsi les techniques de Volume Weighted Average Price : VWAP [68] qui permettent, depuis les années 80, à la fois de mesurer la performance des traders humains mais aussi de calibrer et d'évaluer la performance des algorithmes d'exécution. Il existe plusieurs variantes de cet indicateur : Full VWAP, VWAP excluding own transactions et Non-block VWAP avec des différences de périmètres. Le principe général du VWAP est de recalculer un cours théorique en pondérant les données de marché par les volumes traités dans la journée ou sur une période de temps déterminée. Un trader ou le concepteur d'un système de trading va comparer ses performances par rapport à cette valeur. L'objectif étant au moins de tangenter le VWAP ou de le surperformer. De la même manière, on notera l'utilisation de l'indicateur OHLC, « Average of Daily Open-high-low-close » fondé sur les extrêmes atteints par le marché sur une période donnée. Le VWAP trouve néanmoins ses limites dans des marchés particulièrement illiquides ou des marchés qui n'informent pas forcément les participants des volumes disponibles ou des transactions réalisées (de type blacpool). Néanmoins, nombre de stratégies de trading visant à optimiser l'exécution des ordres au meilleur prix sont la conséquence de l'évaluation des opérateurs sur la base du VWAP ou du OHLC.

Une deuxième façon de mesurer les performances d'un algorithme ou d'un trader est de fixer à l'avance un prix de marché (généralement le prix courant du marché) pour évaluer la performance du passage d'ordres, en calculant simplement l'écart entre le cours moyen d'exécution de l'ordre et le prix cible. Le passage d'ordres étant censé déplacer les cours dans un sens défavorable à l'opérateur, cette technique permet une évaluation non biaisée de la performance.

3.1.2 Deuxième niveau : automatiser l'exécution d'une stratégie

Limiter l'utilisation du trading algorithmique à l'optimisation du passage d'ordres revient à laisser l'humain au cœur de la décision d'investissement, la machine cherchant simplement à accompagner un arbitrage humain. Il est tentant pour les opérateurs de confier l'exécution d'une stratégie d'investissement à un procédé automatique, avec un objectif de rendement plutôt qu'une exécution au meilleur prix. La stratégie sera alors évaluée en fonction de son P&L et non de façon relative. Cette approche est généralement associée au « systematic trading » qui entend éliminer toute décision humaine opérationnelle arbitraire dans les décisions d'investissement. Cette approche a connu un fort développement depuis le milieu des années 2000. En outre, la fiabilité acquise dans l'exécution des ordres selon des contraintes ou un objectif précis, s'appuyant sur les techniques du paragraphe précédent, a permis aux concepteurs de se concentrer sur l'implémentation de stratégies complexes de trading dans une démarche généralement spéculative et court terme. A la fin des années 2000, la notion de « trading algorithmique » désigne ainsi plus souvent des procédés d'automatisation de stratégies d'investissement ou de spéculation plutôt que des stratégies d'exécution simples [69] [70]. On distinguera également deux grandes écoles dans le trading algorithmique : l'analyse technique qui s'appuie quasi exclusivement sur des historiques de valeurs passées et l'approche fondamentale qui s'appuie sur des informations et des données économiques et financières objectives (Figure 9).



Figure 9 Topologie des stratégies de trading proposée par Alonso M. [71]

On peut noter les travaux de Chaboud [72] qui constate, en 2009, empiriquement une grande homogénéité parmi les stratégies de trading mises en œuvre sur les marchés FOREX.

Modélisation des marchés, l'approche par agent

Les chercheurs en finance quantitative ont adressés très tôt ce type d'approche algorithmique en concevant des modèles de simulation de fonctionnement des marchés dit « par agent » où le comportement de chaque intervenant est simulé selon sa nature : market makers, aléatoire, spéculateur etc... En 1987, Kim&Markowitz [73] conçoivent l'un des premiers modèles simulant le comportement de chacun des intervenants dans un marché virtuel, suivi par beaucoup d'autres [69] [74]. Un exemple est issu des travaux de Rghavendra [70] qui programme 2 agents simples pour construire un modèle de marché :

« a) Rule 1 Agent type: This type of agent implements the rule:

IF the agent has stock X in portfolio AND Y is not in portfolio AND X is above

UpThreshold AND Y is below DownThreshold in NoOfDays THEN sell stock X and buy Y

with money from stock X.

b) Rule 2 Agent type: This type of agent implements the rule:

IF the agent has stock X in portfolio AND X is above UpThreshold OR X is below

DownThreshold THEN sell stock X and buy Y that is not in portfolio and has the highest fall

in NoOfDays, with money from stock X.”

Fenghui [75] propose une classification en 3 niveaux de la modélisation d'un marché à l'aide d'agents (Figure 10), en fonction de leur capacité à prendre en compte des approches concurrentes ou simultanées.

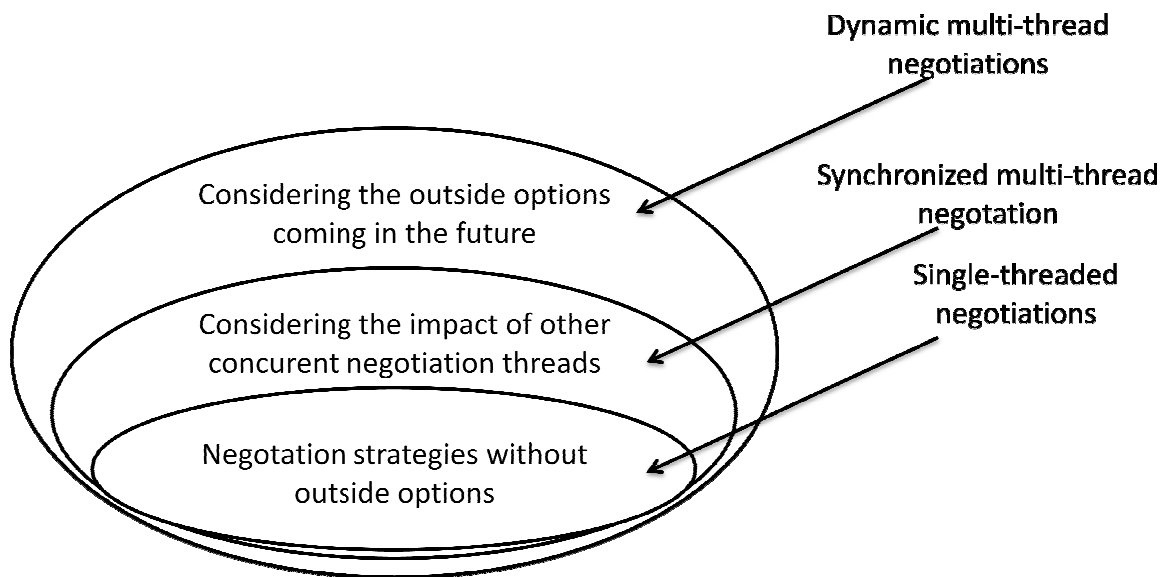


Figure 10 Différents niveaux d'une modélisation par agents [75]

Même si l'on ne dispose pas de chiffres précis, il semble que la modélisation d'un marché par agent et les stratégies de trading qui pourraient en découler rencontrent plus d'applications dans la recherche que dans les salles de marchés.

Modélisation des marchés : l'analyse technique

L'analyse technique qui historiquement fournissait des éléments de décision aux investisseurs et traders avec des méthodes graphiques, a été implémentée avec succès sur des systèmes informatiques. Elle forme en quelque sorte une deuxième couche de trading algorithmique au dessus de l'optimisation de l'exécution : l'algorithme prend désormais la décision de l'ordre.

On parle également de méthodes de « chartistes » faisant référence aux recettes des traders cherchant à repérer graphiquement des situations déjà connues par le passé (inversion de tendance, formes déjà connues). L'analyse technique repose sur plusieurs principes dont certains sont controversés car en opposition avec la théorie des marchés efficients :

1) Le marché contient l'information

L'analyse technique suppose en effet que toute l'information étant connue des intervenants du marché (et pourvu que cette information parvienne simultanément à tous), la valeur des marchés est donc le reflet exact de l'ensemble des informations disponibles. Il n'est donc pas utile de prendre en compte d'autres données que celles des marchés eux-mêmes. L'analyse technique repose sur une

utilisation endogène des informations : le futur est contenu (au moins en partie) dans le passé. (A noter que ce premier principe est paradoxalement en phase avec la théorie des marchés efficients)

2) Les marchés suivent des tendances

L'analyse technique s'oppose au principe de l'EMH de marche aléatoire des marchés, elle y voit au contraire une certaine inertie ou l'existence de tendances propres à la psychologie des intervenants [76] (les auteurs de guides pratiques d'analyse technique sont généralement condescendants avec les « petits porteurs », cible favorite de leurs techniques spéculatives de trading).

Très schématiquement, les partisans de ces méthodes vont distinguer différents composants dans le prix d'une valeur financière : la valeur constatée serait la somme de la « valeur réelle » et du « bruit », la « valeur réelle » étant elle-même composée d'une composante prévisible et d'une composante aléatoire [77].

3) L'histoire se répète

Les concepteurs des stratégies fondées sur l'analyse technique parient sur une répétition de situations particulières permettant de prédire l'évolution des cours dans les périodes à venir. Un vocabulaire quelque peu ésotérique est souvent utilisé comme des configurations « tête épaule », « ligne de cou » ou la notion de « support » et des chiffres ronds censés agir comme des barrières psychologiques pertinentes à la hausse comme à la baisse.

L'objectif du concepteur d'une stratégie fondée sur l'analyse technique consiste donc à programmer un système informatique capable d'identifier des comportements de marché similaires à des situations passées, lui permettant d'anticiper sur quelques minutes, quelques heures ou quelques jours une hausse ou une baisse des cours. Charles Dow, auteur de la théorie qui porte son nom a été un précurseur de cette discipline, formalisée en 1932 [78]. Il définit différents types de tendance et les moyens d'en tirer profit sur des horizons de temps plus ou moins longs. A cette époque, et en l'absence de moyens informatiques efficaces, l'analyse technique repose avant tout sur l'observation des cours, l'expert saura ainsi reconnaître différentes configurations comme :

- Un canal haussier ou baissier (Figure 11)
- Des droites de support ou de résistance
- Des droites de tendances rapides ou lentes
- Des seuils
- Des variations amorties en « triangles » symétriques, ascendants, descendants

Ces configurations sont relativement simples à modéliser sur une machine, l'automatisation du passage d'ordres ayant progressivement permis aux intervenants de se concentrer sur les stratégies, les salles de marchés ont commencé, dès la fin des années 90, à implémenter ces systèmes à des fins de spéculation pour compte propre, ainsi que certains hedge funds spécialisés.



Figure 11 Explication de la notion de « canal » sur un forum grand public « tribuforex

Le trend following constitue par exemple une stratégie de trading de base, la bibliographie est abondante et s'adresse également aux traders et boursicoteurs amateurs [79]. Le principe général du trend following est d'identifier le début d'une tendance haussière ou baissière et de spéculer sur ces variations. Les fondements théoriques de cette stratégie reposent sur le comportement supposé suiveur de certains investisseurs en offrant des opportunités de spéculation court terme sur des tendances [80]. Comme pour toutes les stratégies, le trend following fait l'objet d'un débat entre les partisans de la marche aléatoire des marchés (EMH) et ceux qui croient pouvoir exploiter ces biais psychologiques [81].

Malgré un certain consensus observé par les chercheurs et universitaires sur la validité de la théorie des marchés efficients, il semble que la pratique de l'analyse technique ait curieusement assez bien survécu [82] [83] [84]. En effet, paradoxalement, les 2 concepts sont assez proches, l'analyse technique suppose que « tout est dans les données » ce qui rejoint finalement le principe de l'EMH pour qui le marché prend tout en compte. Mais tandis que l'EMH ferme la porte à l'élaboration de stratégies capables en moyenne de battre le marché en raison de l'impossibilité d'exploiter une

information déjà prise en compte par lui-même, l'analyse technique prétend déceler, dans certaines variations, des tendances courtes ou des révélateurs de la diffusion d'informations financières qu'elle serait capable d'exploiter.

Les stratégies haute fréquence

La course à la fréquence et à la latence des intervenants sur les marchés est accompagnée d'un développement de stratégies de trading automatisées visant à exploiter un avantage concurrentiel de réactivité pour intervenir sur un marché. La programmation de ces stratégies de trading haute fréquence est plus proche des algorithmes d'optimisation d'exécution d'ordres mais elle est mise en œuvre dans un but spéculatif et non d'optimisation simple des coûts de transaction.

Ces stratégies reposent principalement sur la détection d'anomalies ou d'opportunités sur le carnet d'ordres, permettant d'exécuter un aller-retour en quelques minutes ou quelques secondes sur les marchés et de bénéficier d'un grand nombre de micro-gains. On peut grossièrement les classer en deux familles :

- les stratégies d'arbitrage haute fréquence fondées sur un avantage concurrentiel de latence et capables de profiter d'un comportement prévisible des autres intervenants sur le marché
- les stratégies haute fréquence fondées sur l'arbitrage statistique à la recherche de micro-tendances à exploiter.

Cette approche, nécessitant pour les expérimentations un matériel coûteux et complexe à mettre en œuvre, ne sera pas abordée dans cette thèse.

L'approche fondamentale par le News Analysis

Le trading sur événement consiste à anticiper l'impact d'un événement sur les marchés et de profiter d'un avantage concurrentiel :

- Dans la vitesse d'acquisition de l'information
- Dans la vitesse d'interprétation de l'information
- Dans le choix de la stratégie à mettre en œuvre en fonction de l'information

L'évent trading fonctionne à l'opposé de l'analyse technique qui suppose que toutes les informations sont déjà contenues dans les données de marché. Le trading algorithmique

événementiel est en interface avec un système d'analyse de news et a contrario de l'analyse technique, l'approche est ici sémantique. Il s'agit pour le concepteur de mettre en œuvre un processus qui mime des réflexions humaines mais en les exécutant plus rapidement. Cette approche prend tout son sens lorsqu'il faut réagir rapidement à des annonces attendues sur des variations de taux par exemple. Les salles de marché qui ont la capacité d'acquérir cette information puis de la traiter plus rapidement que le reste des opérateurs de marché détiennent un avantage concurrentiel dans les tous premiers instants qui suivent la diffusion d'une information.

Les systèmes de News analysis ont suivi le développement rapide des médias électroniques offrant une quantité d'informations toujours plus grande dans des délais toujours plus courts. Le besoin de recourir à une analyse automatique de l'information répond à l'incapacité pour un humain de digérer rapidement et en continu une masse de données toujours plus importante. Les premiers automates de News Analysis ont vu le jour au début des années 1990, [85], [86]

Le principe général d'un automate de news analysis est d'automatiser les étapes d'acquisition et d'analyse de l'information en lieu et place d'un opérateur humain. Les différentes étapes identifiées sont :

- L'acquisition des sources
- La classification
- La qualification du contenu, c'est-à-dire son interprétation
- Les décisions ou conseils résultant du traitement des informations

Les auteurs supposent intrinsèquement que l'optimisation simultanée de ces trois items concoure à l'optimisation générale du système, à noter que cette conjecture qui s'oppose au principe d'intelligence collective, n'a pas été démontrée item par item. On est généralement là en face d'une « évidence » pour les auteurs. Mais certaines études établissent l'existence d'un biais de prise en compte des informations par les analystes, [87], [88], [89], les auteurs vont mettre en évidence deux types de biais : d'abord, l'importance trop grande donnée aux informations considérées comme « privées » c'est-à-dire qui ne sont pas partagées par d'autres ou le résultat d'une interprétation propre à l'analyste et l'importance trop grande donnée aux informations récentes et déjà vécues. Ces études viennent généralement renforcer le principe d'une base plus large de souscripteurs, fondement de l'intelligence collective. Curieusement, elles n'inspirent pas ou peu les partisans du News analysis.

Si l'on reprend l'architecture d'un système de News analysis point par point, la première étape consiste à s'assurer de la qualité des sources. Priorité est donnée aux experts ou aux sources agrégées « crédibles » [90]. La crédibilité d'une source est définie par la notoriété de son fournisseur et son lien avec des sujets ayant directement attrait au type de marché ciblé par les opérateurs. Il n'existe pas ou peu de recherches mesurant la corrélation entre crédibilité³ et qualité de l'information. Le News analysis s'oppose donc au principe d'intelligence collective qui s'appuie sur une base très large de souscripteurs : on se défie des groupes de spécialistes pour s'appuyer sur des quidams indépendants dont les incompétences respectives se compensent au lieu de se cumuler. L'architecture d'un système de News analysis est donc sensible au risque d'amplification croisée de l'information au sein d'un petit groupe d'experts et donc à l'erreur.

L'interprétation du contenu constitue également une faiblesse importante du News analysis, elle suppose que la compréhension de la grammaire et du vocabulaire soit unique et stable, rendant le système hermétique à des changements sémantiques ou grammaticaux. L'interprétation de l'information s'appuie donc sur un référentiel passé figé au moment de sa conception. La quantification du contenu constitue, pour le News analysis, la variable d'ajustement de l'ensemble du système et en corrige partiellement la rigidité. Certaines architectures font ainsi appel à des algorithmes auto-apprenants afin de déterminer des corrélations fiables.

La recherche de corrélations entre les données du NA et les marchés financiers consiste à comparer la performance de certains instruments (comme le marché actions) avec des événements enregistrés dans un système de News analysis [91]. Ce mécanisme comporte intrinsèquement un risque élevé de data snooping⁴. En effet, le choix des paramètres en amont et surtout la façon d'interpréter la sémantique des news est un point critique de l'analyse [94]. Mitra [90], en travaillant sur la construction d'un portefeuille piloté exclusivement par le News analysis, aboutit par exemple à des résultats mitigés : 52% de mois positifs, un ratio Sharpe de 0,76 et une performance mensuelle de 1,74% avec une très forte volatilité. A noter que la simulation s'appuie sur des jours où l'activité en news est importante.

³ La notion de crédibilité est elle-même suggérée par les auteurs sans être définie

⁴ Le data snooping est la réutilisation d'un même jeu de données pour calibrer un modèle [92], [93]

Approche fondamentale

L'approche fondamentale consiste à compiler et synthétiser les éléments factuels concernant un marché ou une action afin d'optimiser la constitution d'un portefeuille. L'« analyse des fondamentaux » du marché ou d'une valeur en particulier est le premier travail des analystes financiers qui émettront un avis sur les marchés et sauront interpréter et mettre en perspective bilans, résultats et indicateurs macro-économiques. Mais cette approche peut également faire l'objet d'une modélisation et permettre la mise en œuvre de systèmes de trading algorithmique plus complexes.

L'« arbitrage pricing theory » présenté par Ross en 1973 [95] définit, en effet, la valeur d'un titre sur un marché comme la somme pondérée de facteurs qui lui sont propres : les taux d'intérêts à long terme, une parité EUR/USD ou les prix du pétrole par exemple. La mise en œuvre d'un algorithme de trading fondé sur un principe d'arbitrage consiste donc à établir l'inventaire de ces variables puis à les pondérer correctement afin de calculer l'écart entre la valeur théorique d'une action par exemple et sa valeur sur le marché pour spéculer sur cet écart ou en bénéficier. Le calcul informatique permet aux promoteurs de ces stratégies de tester un très grand nombre de combinaisons, afin de chercher et de mettre à jour les coefficients de pondération. Une fois établis, il s'agit d'automatiser ces calculs au gré des nouvelles données disponibles et de programmer les passages d'ordres lorsque le système identifie un écart suffisamment important entre le prix théorique d'une valeur et son prix de marché. Techniquement la mise en œuvre d'une stratégie d'arbitrage est assez proche de celle d'une stratégie d'analyse technique. La seule différence tient dans le nombre plus important d'inputs lorsqu'il s'agit de travailler sur les composantes d'une valeur alors que l'analyse technique est une approche purement endogène, qui s'appuie sur ses propres données.

Optimisation des stratégies par Backtesting

Le point commun entre toutes ces stratégies est le nombre important de paramètres à régler pour l'exécution. Les concepteurs font systématiquement appel au « back-testing » pour calibrer au plus près leurs stratégies en fonction du comportement des marchés (Figure 12). L'autonomie de la machine est, en effet, limitée à l'exécution d'un processus déterministe : toutes les actions de l'ordinateur sont le résultat de l'exécution d'un processus conçu par l'homme et appliqué à un contexte de marché donné. Ainsi, que les stratégies implémentées soient fondées sur l'analyse technique, ou des techniques d'arbitrage, la machine est donc autonome dans l'exécution des trades

mais pas dans la façon de les exécuter. Le back-testing consiste à simuler l'exécution de la stratégie sur des données passées, afin de mesurer son P&L, en pariant sur le fait que les marchés auront dans le futur un comportement similaire. L'algorithme aura donc en quelque sorte une phase « laboratoire » de back testing puis une période d'exécution plus ou moins longue selon la nature des marchés et surtout selon sa performance réelle.

Back Testing			
Random Agents, Human agent and the agents with rule 1 and rule 2 (150 days)			
Winner:	Rule 1 , Profit: 11.17% Rule 2, Profit: 7.3%		
Loser	Rule 2, Loss: 3.13%		
Random Agents, Human agent, rule 1 (R1) and rule 2 (R2) agents and MACD (M) agents			
	250 days	500 days	750 days
Winner:	R1: 15.2% R2: 11.4% M: 11.01%	R1: 23.8% R2: 21.4% M: 15.19%	R1: 26% M: 22.6% R2: 13.5%
Loser:	R2: -4.4%	R2: - 8.37%	R2: - 8.6%

Figure 12 Exemple de résultat de back-testing [70]

3.1.3 Niveau 3 : Systèmes auto-apprenants

Un système de trading algorithmique est donc le résultat d'un travail de conception puis d'optimisation des paramètres par le back-testing. L'algorithme de trading est alors figé ou ponctuellement remis à jour par le concepteur tant qu'il génère un P&L en cohérence avec les objectifs. A contrario, un système auto-apprenant est un système plus ouvert, capable de remettre en cause, en temps réel, ses propres paramètres, qui dès lors ne sont pas figés dans le temps. Le back-testing de ce type d'algorithmes est donc permanent et enrichi des dernières données du marché. Dans certains cas, si l'algorithme ne donne plus de résultats satisfaisants, il pourrait être capable de décider de son propre arrêt. Cette approche repose sur un double constat :

- La machine saura mieux que l'humain industrialiser la recherche des meilleurs paramètres d'exécution, en fonction d'objectifs de P&L et de contraintes de risque fixés par l'investisseur ou l'opérateur.
- La remise en cause du paramétrage des stratégies de trading doit être permanente et systématique en raison du changement continu (et supposé) du comportement des marchés.

Dans ce type d'approche, la machine partage finalement l'obligation de résultat avec son concepteur en retravaillant en permanence les paramètres des stratégies sur un périmètre prédéfini, selon le principe « Letting the Machine Decide » [79]. Les recherches anciennes autour des systèmes d'Intelligence Artificielle, aujourd'hui plus généralement désignés comme des systèmes auto-apprenants, ont commencé à intéresser divers fonds spéculatifs à compter du milieu des années 2000. Bien que les chercheurs aient trouvé des applications en finance dès les années 60 [96] et que la littérature sur ce type d'approche soit abondante [97], les cas d'application sont encore relativement restreints auprès des investisseurs [98].

Les algorithmes auto-apprenants s'appuient sur des principes d'optimisation généralement heuristiques établis depuis les années 60 (méthode de Monte Carlo, intelligence artificielle, algorithmes génétiques, particules, réseaux de neurones...) [99]. Il s'agit de mettre en œuvre, dans ce type d'approche de trading, le binôme (Stratégie, Heuristique) pour théoriquement dispenser le promoteur de l'algorithme de toute intervention, tant que la nature de la stratégie de trading reste pertinente face au marché, c'est-à-dire tant qu'il existe au moins une configuration gagnante parmi les paramètres possibles.

Plusieurs travaux de recherche ont également adapté des modèles de trading auto-apprenants à une modélisation des marchés par agent, afin de mesurer l'impact théorique de ce type d'approche sur les marchés [100] ou d'en mesurer les risques [101].

3.1.4 Auto-conception d'un algorithme de trading

Le dernier stade de l'automatisation consisterait à confier à la machine non seulement l'exécution d'une stratégie mais également sa propre conception. Le rôle de l'homme étant confiné d'une part à définir les outils permettant cette évolution et d'autre part à fixer un point de départ à

l'algorithme. Les algorithmes évolutifs, comme les algorithmes génétiques permettent théoriquement ce genre d'approche. Même s'il ne semble qu'aucun algorithme de ce type ne soit encore opérationnel, il s'agit là du sens de l'histoire dans la quête d'une intégration toujours plus grande.

3.2 Axe fréquence

Rama Cont [102], distingue ainsi 3 grandes familles en fonction de la fréquence (Figure 13)

Regime	Time scale	Issues
Ultra-high frequency (UHF)	$\sim 10^{-3} - 0.1$ s	Microstructure, Latency
High Frequency (HF)	$\sim 1 - 100$ s	Trade execution
“Daily”	$\sim 10^3 - 10^4$ s	Trading strategies, Option hedging

Figure 13 Classification des systèmes de trading algorithmique en fonction de la fréquence [102]

On constate, sur ce schéma, que la fréquence de travail est intimement liée au type de stratégie utilisée. L'exécution lente « Daily » d'une stratégie qui porte sur un ou deux ordres par jour en moyenne, se contente ainsi d'un historique de données, cadencé à la minute, à l'heure ou à la journée. Dans ce cas, l'enjeu de l'automatisation est autant une recherche de performance que de réduction des coûts.

Le trading haute fréquence analyse le marché et positionne des ordres à des vitesses trop importantes pour un opérateur humain, néanmoins au grain de la seconde, le marché n'est pas analysé dans la profondeur du carnet d'ordres, la vision du marché reste donc « macro » mais l'exécution des ordres est confiée à un processus automatisé. Le trading Ultra-Haute fréquence se distingue du trading haute fréquence par l'analyse du carnet d'ordres dans sa profondeur. C'est-à-dire qu'elle prend en compte à la fois les ordres exécutés mais aussi les ordres non exécutés. Ce type de trading fait appel à des réseaux à très faible latence permettant de tirer profit de situations de marchés particulièrement éphémères. Finance watch [103] propose⁵ un graphique explicite de la course à la fréquence (Figure 14).

⁵ Pour en dénoncer les abus...

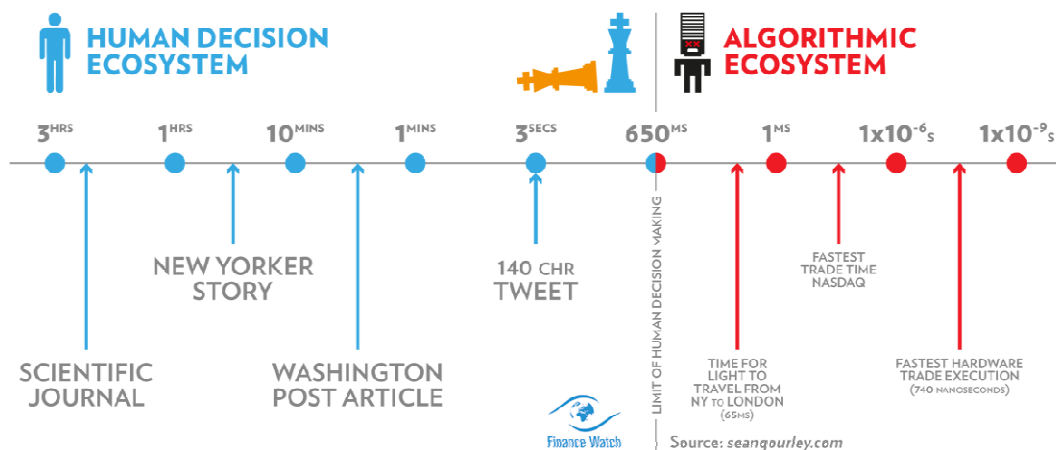


Figure 14 Le trading haute fréquence vu par Finance Watch [103]

3.3 Architecture des algorithmes de trading

Curieusement, la littérature est relativement pauvre concernant l’inventaire et la description formelle de l’architecture générale des systèmes de trading algorithmique [104], les recherches étant principalement orientées sur les architectures de trading haute fréquence [105]. Néanmoins, les projets ou tentatives d’implémentation des stratégies de trading (faisant généralement appel à l’analyse technique) sont abondants, les auteurs décrivent généralement les différentes étapes de calcul et les interfaces mises en œuvre en préambule de leur expérimentation, ce qui permet d’identifier les points communs de toutes ces approches.

On retrouve un canevas commun dans l’architecture des systèmes de trading algorithmique avec finalement peu de variantes. Ils sont construits autour de 3 blocs de base, notamment décrits par Muthuswamy [106] et d’autres auteurs :

- acquisition de données,
- traitement des données par une ou plusieurs stratégies de trading,
- exécution sur les marchés conditionnés par des paramètres de coûts (spread + coût d’opération), de latence ou de contexte.

A ces trois blocs de base, il convient d’ajouter une couche de management de la stratégie, souvent implicite car généralement portée par une équipe de managers ou d’experts. Muthuswamy

[106] propose un schéma générique (Figure 15) pertinent des systèmes de trading algorithmiques, repris sur différents sites d'information financière [107] :

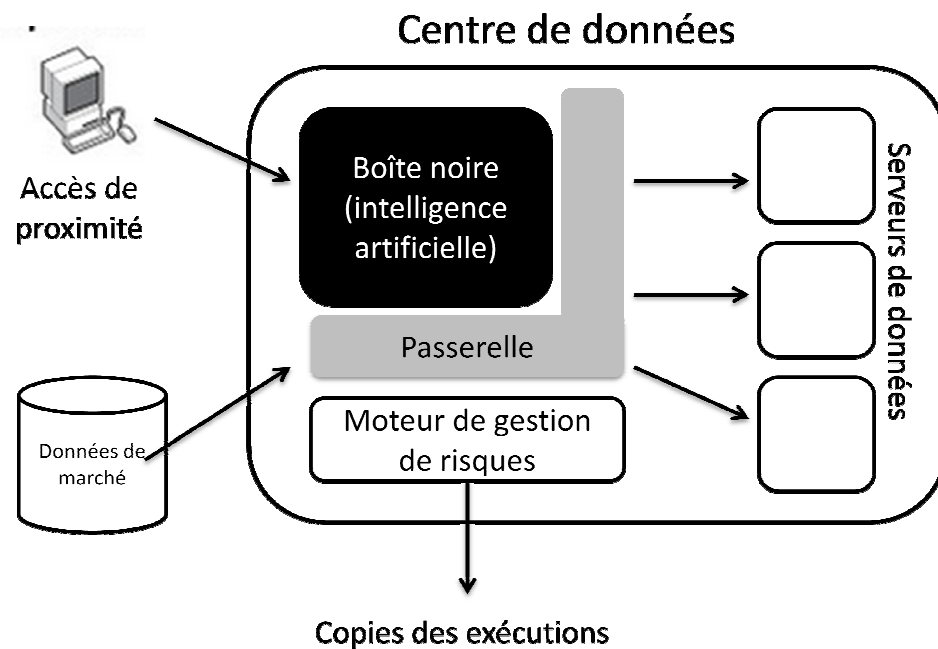


Figure 15 Anatomie d'un algo trader [106]

Données d'entrée

Les données d'entrée constituent, pour un système de trading algorithmique, la matière première permettant de jouer une stratégie.

Dans le cas de stratégies fondées sur l'analyse technique, les données d'entrée sont les données de marchés elles-mêmes et reprennent en premier lieu l'historique des cours de la valeur sur laquelle porte la stratégie. Ainsi, une stratégie qui cherche à spéculer sur les variations du dollar s'appuiera essentiellement sur l'historique du cours du dollar et éventuellement sur d'autres valeurs. La fréquence de mise à jour des données d'entrée est généralement synchrone avec la fréquence de travail de la stratégie.

Dans le cas des stratégies « Event processing », les données d'entrée sont fournies par des serveurs de news comme Reuters ou Bloomberg, dans des formats généralement bien normés avec une sémantique particulière (les informations et leur contenu sont pré-calibrés par les éditeurs pour faciliter l'exploitation). La fréquence de travail est généralement plus lente (jour/semaine) en raison du traitement de l'information en amont par l'humain.

Dans le cas des stratégies d'arbitrage (approche fondamentale), les données d'entrées sont très hétérogènes selon la modélisation mise en œuvre, il s'agira d'indicateurs macro ou micro économiques mis à jour à des fréquences très différentes. Le système est asynchrone.

Dans le cas de stratégies de trading haute fréquence, les données d'entrée seront quasi exclusivement les carnets d'ordres sur différents marchés, mis à jour à la fréquence la plus rapide possible (fonction de la latence du réseau).

Application de la stratégie

Ce bloc est la « boîte noire » du système qui va appliquer la stratégie implémentée par ses concepteurs avec ses paramètres courants et en fonction des nouvelles données d'entrée, à une certaine fréquence prédéfinie. Le résultat de ce calcul est la proposition d'un ordre d'achat, de vente, de clôture ou un standby, éventuellement assorti d'un niveau de Take Profit ou de Stop Loss.

Exécution de la stratégie

Le module d'exécution acquiert les ordres du module de calcul pour exécuter les ordres sur les marchés dans certains cas et si la latence est trop grande, l'exécution peut aboutir à un échec. Dans le cas de stratégies de trading exécutées sur des fréquences longues (semaine, mois), le bloc d'exécution peut être programmé, afin d'optimiser le passage d'ordres au meilleur coût en faisant appel à du trading haute fréquence.

Pilotage de la stratégie

Le module de pilotage de la stratégie est généralement présenté sous forme d'une simple IHM, pour les systèmes de trading algorithmique de niveau 1 et 2. C'est le concepteur de l'algorithme ou un opérateur qui évalue la performance de la stratégie et en modifie éventuellement et manuellement les paramètres. Dans le cas de systèmes de trading algorithmique de niveau trois (et quatre), le paramétrage de la stratégie est exécuté en temps réel ou à une fréquence qui lui est propre (généralement plus lente que la fréquence de trading) par un algorithme d'optimisation spécifique, généralement de type heuristique.

4 Recensement des modèles de HC existants pouvant servir de base ou d'inspiration pour des expérimentations sur le trading algorithmique

Il existe des cas d'école intéressants de mise en œuvre de process faisant appel au HC. Ces applications sont parfois difficiles à classer et ne sont pas forcément désignées par leurs auteurs comme du HC. Deux ont un intérêt particulier : l'étude sur les échanges de mails de la société ENRON réalisé par un chercheur : Collingsworth [108] qui donne une méthodologie d'analyse d'un sentiment collectif à partir de données quantitatives et l'approche « serious game » des concepteurs de Fold-it en biochimie.

4.1 Le cas ENRON

A la suite de l'affaire ENRON les différentes actions judiciaires entreprises à l'encontre des dirigeants ont conduit à la mise à disposition des bases de données d'e-mails à des fins de procédure et de transparence. De nombreux chercheurs se sont alors emparés de ces données afin d'analyser les échanges d'informations au sein de ce type d'organisation [92], [109], [110]. D'autres ont recherché des indices ou des éléments implicites qui auraient pu annoncer la crise à venir [111]. Si l'analyse du contenu des mails relève plus du droit que des sciences de l'information, certains chercheurs et notamment Collingsworth [108] ont établi des corrélations claires entre le volume des mails échangés, la topologie des échanges entre niveaux hiérarchiques et l'agenda de la crise interne qui éclatera quelques mois plus tard. Les résultats présentés par Collingsworth sont à ce point remarquables qu'il s'est uniquement fondé sur les échanges réalisés par le personnel qui n'avait pas accès à l'information concernant l'état réel de la société. Collingsworth [108] s'est, en effet, borné à une étude quantitative et non sémantique de l'information en évaluant notamment pour chaque salarié :

- Le volume des mails envoyés et reçus
- Le délai de réponse à un mail
- Le délai moyen entre l'envoi de deux mails consécutifs
- Etc...

Ces données consolidées à l'échelle de l'entreprise ont été suffisantes pour noter des anomalies dans les semaines précédant le début de l'affaire ENRON.

Le cas ENRON est révélateur de la capacité d'une foule à réagir face à des signaux faibles et subjectifs en l'absence de tout élément tangible ou rationnel de décision. Ces recherches font le constat d'une intelligence collective au sein des organisations. On pourrait donc facilement imaginer qu'un système de HC uniquement fondé sur l'interprétation de données sémantique par des méthodes purement quantitatives soit capable d'anticiper des crises majeures. Ce système serait à la fois plus simple à mettre en œuvre et surtout plus robuste que les techniques sémantiques de News Analysis. L'analyse du buzz sur Internet par exemple pourrait s'inspirer de ce cas. Il y a donc une part d'intuition dans la foule exploitable par des méthodes quantitatives.

4.2 Le modèle Fold-it

Fold-it est une initiative issue de la recherche en biochimie capable de fédérer des milliers de joueurs dans la résolution d'un « puzzle », en l'occurrence la reconstitution d'une protéine à partir de ses acides aminés constitutifs. Dans son architecture, Fold-it est un exemple de HC, étonnant par la complexité de son sujet. En ce sens, il est un bon candidat pour servir de modèle pour les expérimentations concernant le trading algorithmique.

Rosetta@home [112] est l'ancêtre du projet Fold-it. Le principe de cette première initiative est d'impliquer des volontaires disposant d'un ordinateur et d'une connexion Internet pour partager leur puissance de calcul résiduelle et ainsi composer un super – calculateur à moindre frais. Fold-it [113] reprend le principe de crowdsourcing ou de « crowdcomputing » de Rosetta@home en impliquant cette fois-ci le cerveau des utilisateurs (en plus de leurs machines). La démarche intellectuelle de passer du crowdsourcing au HC est intéressante car elle met en évidence l'apport du cerveau humain sur un modèle de crowdsourcing.

L'architecture et les options des auteurs de Fold-it serviront ultérieurement de modèles pour réaliser des expérimentations sur le trading algorithmique de cette thèse, raison pour laquelle Fold-it a été étudié en détail dans les paragraphes suivants.

4.2.1 Le problème scientifique résolu par Fold-it

Les biochimistes, lorsqu'ils travaillent sur les protéines, disposent comme matériau de base de chaînes d'acides aminés constitutifs de la molécule. Ils en connaissent les propriétés chimiques et mécaniques de base permettant de les associer entre eux. L'ensemble s'apparente à une sorte de puzzle en 3 dimensions, où les acides aminés représentent les pièces du puzzle et dont la forme serait les propriétés physiques et mécaniques.

Le travail de reconstitution de la protéine en 3 dimensions est particulièrement ardu, Fold-it [113] propose au grand public d'aider les chercheurs à résoudre ces problèmes et les joueurs ont trouvé des solutions originales, meilleures que les experts du sujet.

4.2.2 Le principe de Fold_it

Fold-it propose aux joueurs de « plier » des protéines représentées en 3 dimensions à partir d'une configuration initiale et de prédire la structure 3D de la protéine en se fondant sur un ensemble d'acides aminés constitutifs. Fold-it recrute ses participants sur Internet [114]. Après l'inscription, le joueur installe une application en local sur son poste (Figure 16) mais il interagit avec les autres joueurs en ligne ou sur le chat.

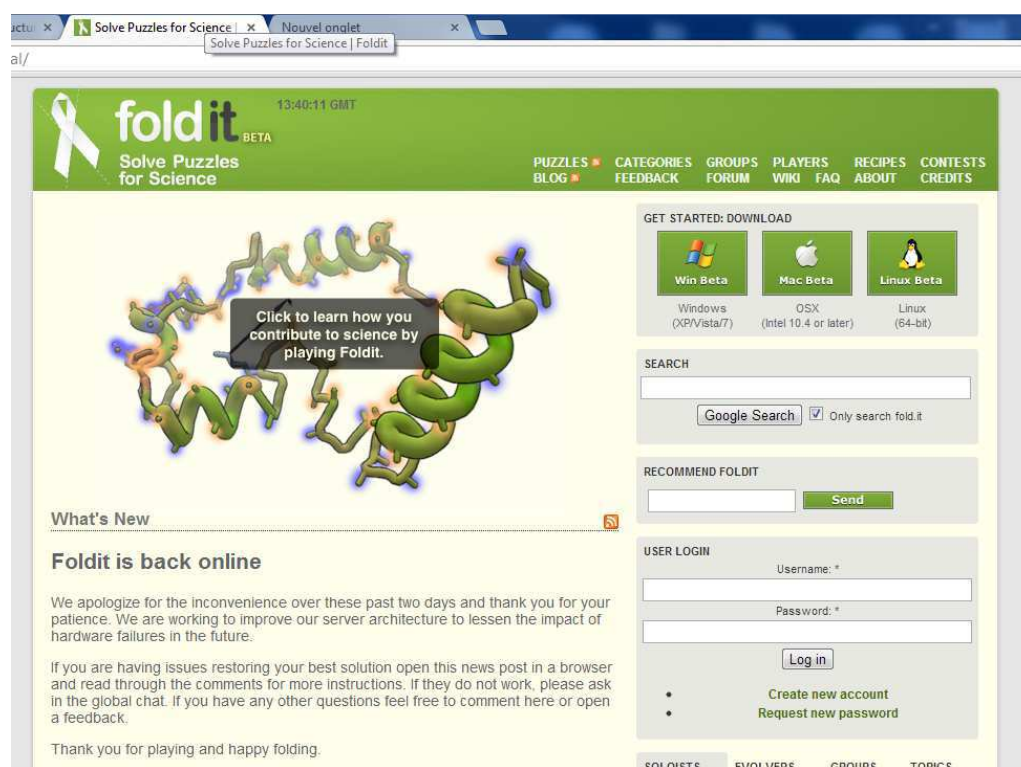


Figure 16 Page d'accueil de Fold-it [114]

Il s'agit alors pour le joueur de manipuler la protéine ou littéralement de « plier » la protéine sur ses « pivots » de rotation en respectant certaines contraintes, afin de maximiser un score dépendant de trois facteurs [115] :

- « Pack the protein », qui consiste à réduire son encombrement
- « Hide the hydrophobics », qui consiste à éviter certaines réactions hydrophobiques sur certaines formes prises par la structure
- « Clear the clashes », qui consiste à éviter de placer certains acides aminés trop proches les uns des autres.

Le jeu se présente sous forme d'un logiciel avec une fenêtre 3D permettant une visualisation schématique de la protéine par le joueur et une navigation simple pour glisser/déplacer des objets à l'aide de la souris. Le joueur est alors amené à choisir une protéine ou un fragment de protéine à optimiser dans la bibliothèque disponible (Figure 17)

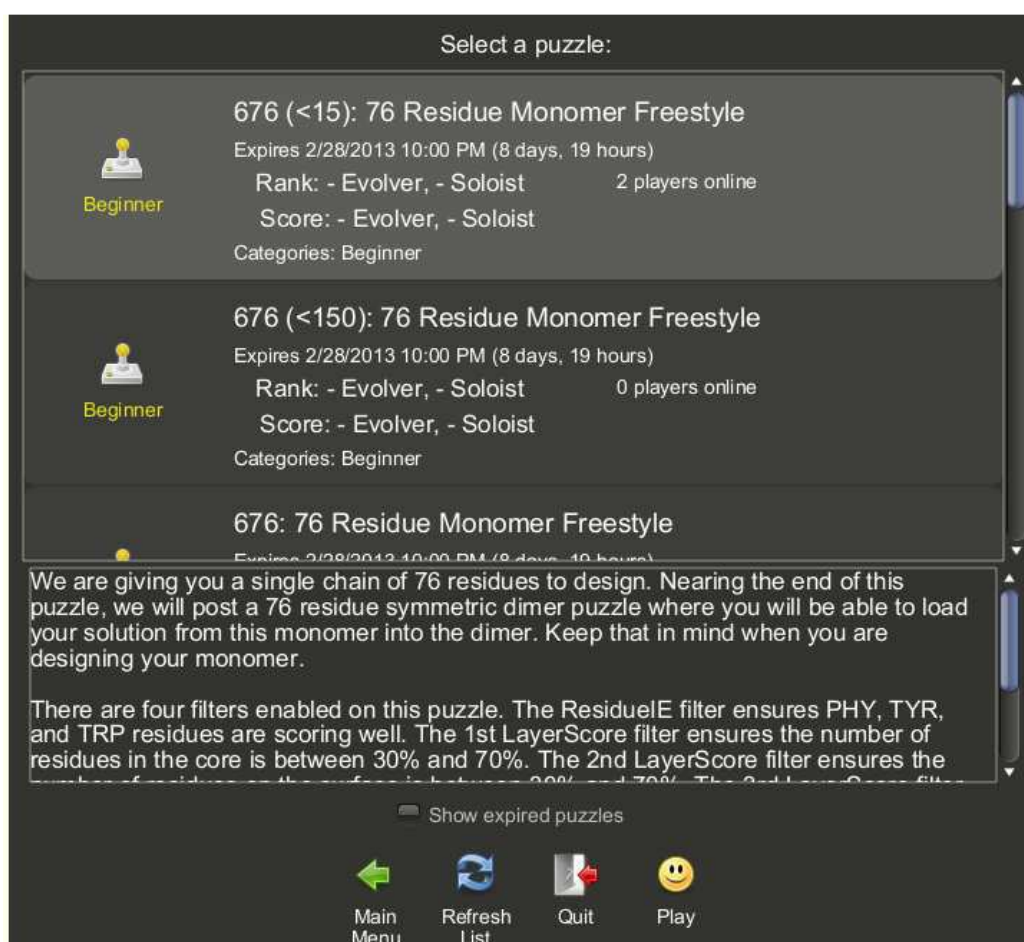


Figure 17 Liste des protéines disponibles pour le jeu Fold-it le 19/02/2013

4.2.3 Problèmes déjà résolus par les joueurs de Fold-it

Les joueurs Fold-it travaillent en permanence sur des centaines de Puzzles proposés par les concepteurs du jeu. Sur l'interface, on peut consulter l'historique des Puzzles « résolus », c'est-à-dire déjà optimisés par les joueurs. Sur chacun des cas, il est en fait difficile de mesurer la valeur ajoutée du joueur par rapport au calcul seul. En effet, le joueur ne part pas de zéro. Il travaille sur des « puzzles » déjà grossièrement optimisés par le calcul, puis il les améliore de façon itérative. Au final, si l'on constate une amélioration, elle sera donc plus le résultat d'un partenariat en deux « étages » homme-machine que celui d'une véritable compétition [113], [116], [117].

En revanche, le nombre de joueurs présents en permanence sur la plate-forme, le nombre de puzzles résolus montrent que Fold-it a largement dépassé le stade expérimental, c'est un système hybride homme-machine capable d'optimiser des protéines à la chaîne, dans une démarche que l'on peut qualifier désormais de Human Computation. Les joueurs de Fold-it auront ainsi participé à la résolution de la géométrie d'une structure protéinique « monomeric retroviral protease (M-PMV) », [118] qui résistait jusqu'à présent aux autres méthodes de calcul [113].

Dans le cas du M-PMV, il aura suffi de 3 semaines aux joueurs pour découvrir plusieurs solutions valides, là où les autres modèles avaient échoué [113].

4.2.4 Description du jeu

La formation des joueurs

Après une phase d' enrôlement très succincte, la phase de formation consiste à soumettre aux novices, une série de puzzles d'entraînement, pour lesquels aucun pré-requis scientifique ou technique n'est nécessaire. L'introduction au jeu se présente sous forme de vidéos et de petits puzzle progressifs que le joueur est invité à résoudre (Les FAQ se limitent à une page et demi, le joueur passe immédiatement à la pratique (Figure 18)).



Figure 18 Puzzle d'entraînement sur Fold-it

Dès les premiers puzzles, des « tips » aident le joueur à prendre en main les fonctionnalités de base de Fold-it et le familiarisent avec les fonctions 3D de déplacement, rotation de la protéine et de déplacement chaînes chimiques (Figure 19). Des fonctions de Chat, forum classement renforcent l'aspect ludique et communautaire recherché par les auteurs.

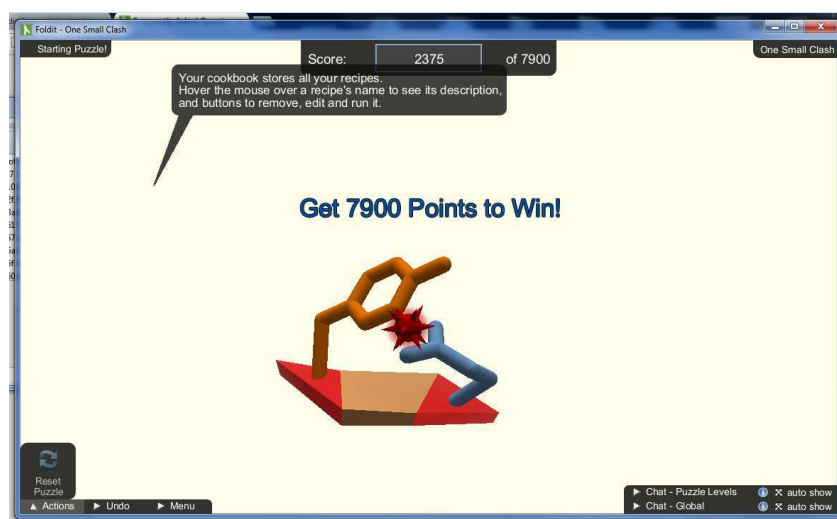


Figure 19 Première protéine d'entraînement, objectif 7900 points

Le joueur est immédiatement invité à atteindre un score suffisant pour passer au Puzzle suivant.

Après la phase d'entraînement « Intro Puzzles », Fold-it propose aux joueurs de s'attaquer à des cas réels.

Les recipes

Fold-it propose également aux joueurs de rédiger leurs propres macros ou « recipes » dans un espace appelé « cookbook » et de pouvoir les partager. Il s'agit pour un joueur d'automatiser ses stratégies de pliage pour gagner du temps et de l'efficacité. Les recipes constituent une sorte de paradoxe car le jeu est censé valoriser l'humain par rapport au calcul théorique. A ceci près que les joueurs humains ne sont généralement pas des experts en biochimie, l'approche est donc délibérément ludique, sur le modèle de certains jeux guerriers ou de stratégie sur ordinateur qui proposent également au joueur de programmer ses propres macros pour gagner en efficacité.

Le design

Le design est emprunté aux consoles de jeu grand public, les couleurs sont pastel, les formes sont « rondouillardes » et Fold-it a prévu un fond sonore digne d'un jeu d'arcades. Dans la phase d'entraînement un feu d'artifice récompense le joueur et l'incite à passer au niveau suivant, déclenchant facilement une certaine addiction (Figure 20).

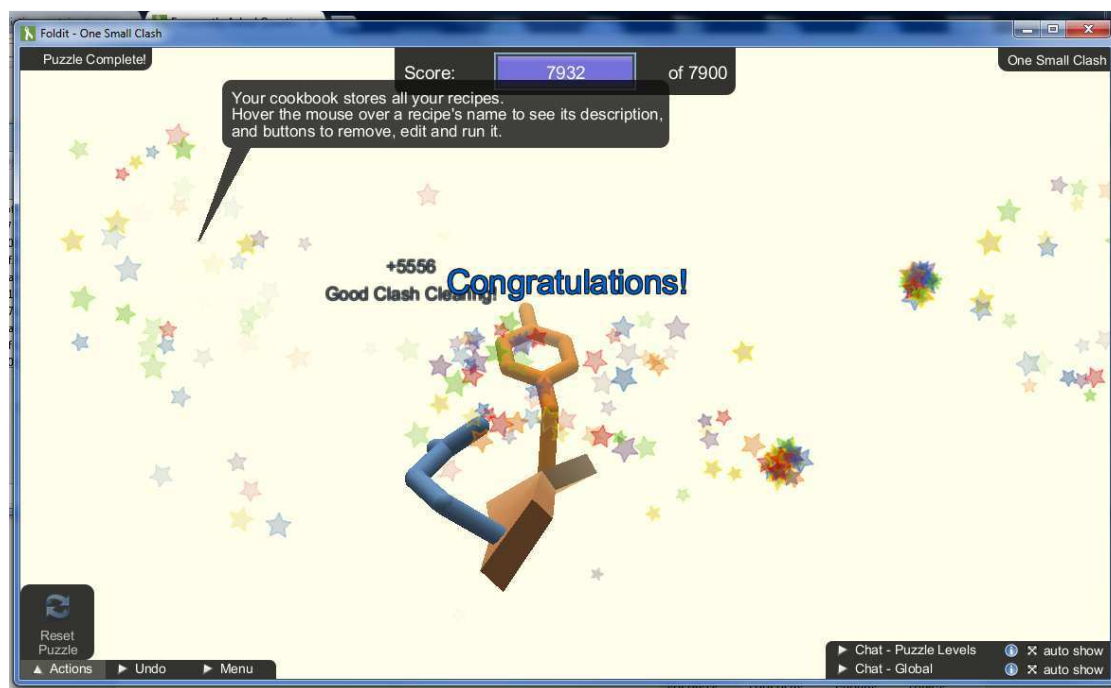


Figure 20 Réussite du premier puzzle sur Fold-it

La sémantique

Les auteurs ont travaillé sur la vulgarisation des concepts Fold-it. Les algorithmes « recipes » sont par exemple disposés par les joueurs dans un « cookbook » (Figure 21), la compétition entre joueurs est favorisée par la publication des meilleurs résultats sur la home page plaçant immédiatement le joueur dans une logique de performance.

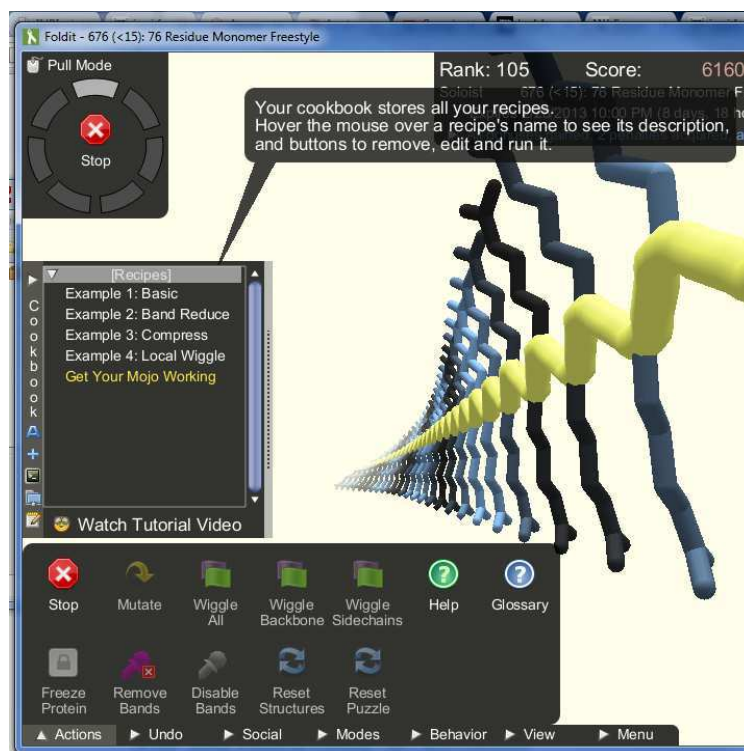


Figure 21 Recipes du cookbook à gauche de l'écran

Joueurs communautaires ou solitaires

Les joueurs peuvent choisir de partager ou non leurs réalisations avec la communauté. C'est une fonctionnalité surprenante quand on pense que l'angle de communication de Fold-it s'appuie sur la démarche altruiste de ses utilisateurs : on s'attendrait à ce que le partage soit la norme. Dans Fold-it, il existe ainsi des « evolvers » et des « soloists », les uns partagent, les autres travaillent en solitaire. Les soloists représentent une infime partie des joueurs, pourtant les 50 premiers soloists rivalisent avec les 50 premiers evolvists. Une première hypothèse serait de supposer qu'une partie des evolvists devienne soloists avec le succès et l'expérience.

Aspects communautaires

Fold-it autorise les joueurs à travailler en équipes, et favorise la compétition entre les équipes en publiant les scores de chacune. Plusieurs outils sont proposés aux joueurs pour gagner du temps dans la recherche du pliage optimal. Fold-it en propose 4 :

- Available automatic moves combinatorial side
- chain rotamer packing ('shake')
- gradient-based minimization ('wiggle')
- fragment insertion ('rebuild')

Ces outils sont directement issus des recherches antérieures menées par les auteurs.

Les auteurs constatent une diffusion rapide des « recipes » entre les joueurs favorisant ainsi un processus d'amélioration itératif, les outils communautaires permettent à la fois de diffuser les « recipes » mais également de suggérer des améliorations ou des corrections de bugs dans un processus qui doit être assez proche du monde du logiciel libre. Les auteurs de Fold-it ont également pris soin de s'appuyer sur un langage de programmation très visuel le rendant le plus accessible possible à des débutants.

4.3 Les résultats de Fold-it

Les auteurs utilisent un protocole existant « Rosetta » [113] comme référentiel en face de joueurs humains. Le constat est que les humains trouvent des solutions beaucoup plus performantes que les calculs du protocole « Rosetta » en les améliorant de manière significative.

En fait, les auteurs de Fold-it ne mettent pas l'homme et la machine en opposition, il s'agit plutôt d'additionner les compétences ou de trouver un juste compromis. Sans doute en raison de la complexité du problème, les humains ont des difficultés à partir de la feuille blanche, tant l'espace de recherche est grand. En revanche, les humains se montrent bien plus efficaces lorsqu'il s'agit d'améliorer un résultat existant.

Les joueurs ont une certaine habileté à identifier le bon « point de départ » de leur travail : parmi une dizaine de formes de protéines issues du calcul, les joueurs optent généralement et intuitivement pour celle qui mènera le plus sûrement à un meilleur résultat [116].

On constate ensuite une certaine spécialisation des joueurs qui travaillent sur un même jeu de protéine, certains travaillent plutôt au « gros œuvre », tandis que d'autres se spécialisent dans les finitions. Ce phénomène pourrait selon les auteurs donner de précieuses indications sur la façon de concevoir de futurs algorithmes, par inspiration du comportement collectif humain.

Les auteurs insistent sur le processus itératif de Fold-it, le travail d'amélioration du jeu par l'observation du comportement des joueurs afin de modifier le jeu au fil de l'eau pour le rendre plus accessible, plus performant ou plus intuitif est continu. D'une certaine façon, la co-adaptation pourrait être considérée comme une « best practice » des serious game. Cette pratique existe déjà dans l'univers des jeux massivement multi-joueurs où la co-adaptation est la règle. Les éditeurs emploient des dizaines voire des centaines de développeurs pour améliorer le jeu en continu en capitalisant sur l'expérience des joueurs et en progressant avec eux. Il ne s'agirait donc pas là d'une caractéristique propre aux « serious games ».

La formalisation de « recipes » réutilisables

On constate que les joueurs sont divisés en 2 catégories [116] ceux qui utilisent principalement leurs propres recettes et ceux qui utilisent des recettes écrites par d'autres. La mécanique Fold-it permet à un joueur de modifier une recette écrite par un autre joueur créant ainsi une sorte de généalogie à l'issue de laquelle on observe généralement une amélioration de sa performance. Il y a donc une véritable démarche communautaire entre les joueurs pour créer, sélectionner puis améliorer les recettes. Ce processus rappelle celui des algorithmes génétiques dans les étapes de sélection et d'amélioration par reproduction. Les joueurs peuvent également noter les recettes des autres joueurs mais il semble que la meilleure note (5 étoiles) soit sur-représentée, rendant cet indicateur peu utile à l'analyse et plus proche de la courtoisie entre joueurs bénévoles.

Au final, on pourrait représenter l'architecture de Fold-it sous l'angle du human computation de cette façon (Figure 22).

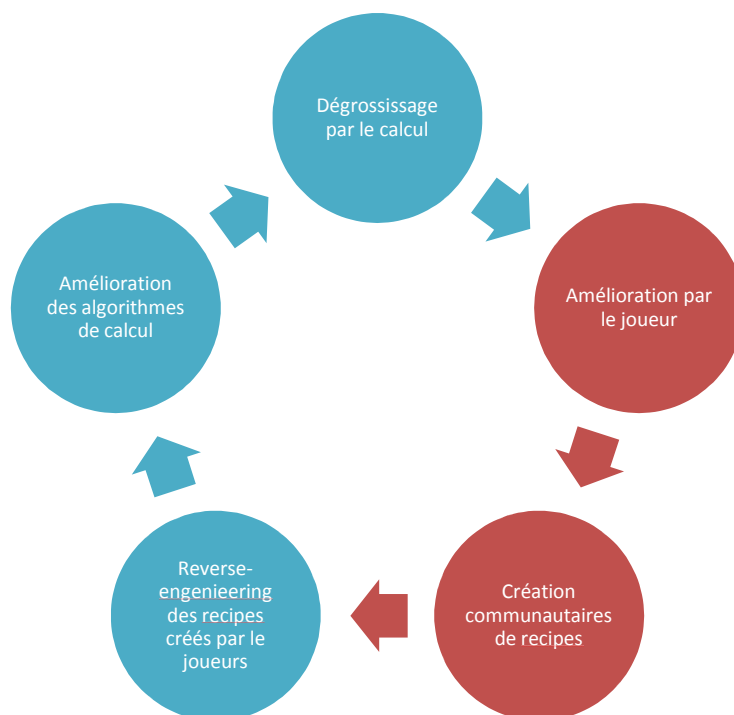


Figure 22 Cycle continu d'exploration Fold-it

Ce cycle continu d'exploration Fold-it constitue un processus complet de Human Computation, les joueurs sont intégrés à un schéma plus large de calcul, dont ils « constituent » la CPU élémentaire. Chaque révolution de ce cycle est une sorte de démarche d'amélioration continue où les humains sont au service d'une machine « à plier des protéines ».

4.4 Fold-it, en conclusion

Fold-it ne doit pas être perçu comme la revanche de l'homme sur la machine. Dans ce « serious game », les deux cohabitent efficacement. La machine dégrossit les solutions et permet aux humains un gain de temps précieux par sa rapidité de calcul. Les joueurs humains explorent ensuite les pistes ouvertes et améliorent les scores de façon significative. D'autre part, les joueurs construisent eux-mêmes des macros appelés « recettes » qui facilitent les manipulations.

Même s'il n'est jamais désigné comme tel par les auteurs issus du monde de la biochimie, il semble bien que Fold-it réponde point par point à la définition d'un système de Human computation capable de fédérer de l'intelligence humaine au service d'un processus plus large et en complément de calculs informatiques préalables. Il n'est donc pas pertinent de comparer directement les performances des « pliages » issues d'un calcul algorithmique avec celles réalisées par un humain.

Fold-it propose plutôt une imbrication homme-machine efficiente fondée sur le jeu [116], [119], (Figure 22).

En conclusion, ce sont autant les résultats que la façon d’y parvenir qui constituent la valeur de Fold-it. Les résultats ont un intérêt d’utilisation immédiat. La façon dont les joueurs se sont organisés permettra de concevoir des algorithmes plus performants, tout comme les « recettes » constituent des briques de calculs directement réutilisables à l’extérieur du jeu [119]. Néanmoins, les conclusions de Fold-it donnent peu d’indices sur l’apport effectif du côté « serious game » dans la résolution du problème. L’aspect ludique participe-t-il réellement à améliorer les solutions ? Ou ne s’agit-il que d’un simple moyen de recrutement de participants ? Quel est l’impact tangible des règles du jeu permettant par exemple de constituer des équipes ou de favoriser la compétition entre joueurs ? Fold-it est finalement une expérimentation pragmatique qui ne cherche pas forcément à expliquer la performance de l’approche ludique en science mais qui fait simplement le constat empirique de son efficacité. Ainsi, si Fold-it est indéniablement un succès pour améliorer nos connaissances en biochimie, il ne donne pas vraiment de réponse sur les raisons de l’efficacité de ce type de modèle.

4.5 Exemples de principes de HC existants, appliqués au pilotage des stratégies de trading

Ce chapitre recense des cas où l'utilisation du HC a été mis en œuvre dans le domaine de la finance de façon plus ou moins fortuite ou connexe à des approches de trading communautaire par exemple.

4.5.1 Les signaux consolidés des plates-formes de trading communautaire

Les plates-formes de trading communautaires, c'est-à-dire fondées sur le travail de participants anonymes et incontrôlables, sont aujourd'hui tentées de produire un signal communautaire consolidé en sus de leur capacité de mise en relation entre investisseurs et « producteurs » de signaux de trading. Elles disposent en effet d'une vision consolidée des actions des investisseurs et de ceux qui les suivent et proposent désormais aux investisseurs particuliers de suivre les conseils d'un groupe d'anonymes plutôt que ceux d'un expert.

Les principales plates-formes de trading communautaire sont Zulutrade [120], eToro [121], collective2 [122] et Hopee [123] pour l'Europe. Toutes sont initialement positionnées sur une approche peer-to-peer de diffusion de signaux de trading élaborés par des utilisateurs anonymes et utilisés par des investisseurs anonymes. Malheureusement, les tentatives pour analyser les données historiques de ces plates-formes et pour rencontrer les responsables sont restées vaines, excepté pour Hopee qui a accepté de partager certaines informations et un contact avec le CEO de eToro. L'analyse s'appuie donc généralement sur une expérience utilisateur, probablement très incomplète.

Zulutrade

Zulutrade [120] est une plate-forme communautaire de mise en relation entre des « fournisseurs de signaux » qui publient leurs trades sur la plate-forme et des « suiveurs » investisseurs et clients de brokers affiliés. Zulutrade est focalisé sur le marché du FOREX. Zulutrade rencontre un vrai succès dans le microcosme des boursicoteurs en fédérant plusieurs dizaines de milliers de « fournisseurs » et de centaines de milliers de suiveurs. Néanmoins, aucune étude ni sociologique ni statistique n'a été réalisée sur ce sujet.

Le modèle économique est clairement de faire la promotion du trading automatisé auprès d'amateurs de trading et de prendre une commission ou une marge arrière auprès des brokers

partenaires. L'investisseur va ainsi sélectionner les fournisseurs de signaux avec la meilleure espérance de gain à l'aide de plusieurs critères de performances, dont un indicateur élaboré par Zulutrade (Figure 23).



Figure 23 Copie d'écran de la page d'accueil de Zulutrade [120] en octobre 2012

Le classement des fournisseurs de signaux incite les investisseurs à piocher parmi les premiers de la liste ou à composer un signal en mixant plusieurs signaux : Zulutrade a fait en 2011 la promotion d'un système « Zulutrade Alchemy » permettant également de répliquer les trades d'autres suiveurs composant ainsi un signal à plusieurs étages⁶.

Cette option permet à l'utilisateur à composer son portefeuille en s'appuyant sur d'autres utilisateurs dont les performances lui paraissent satisfaisantes (Figure 24).

⁶ Des investisseurs suivant des choix d'autres investisseurs « leader » qui eux-mêmes suivent les choix de fournisseurs de signaux évalués par Zulutrade









HOME MY ACCOUNT OPEN ACCOUNT PERFORMANCE SUPPORT F.A.Q.

Performance Table

Calendar Economic Releases TradeWall™ Who is trading now?




Search Follower Name

Signal Provider Performance Follower Performance **ALCHEMY**

Follower	Graph	ROI Annualized	Pips	Trades	Avg Pips	Win %	Avg Trade Time	Weeks	Worst Trade	Best Trade
 AVA114517F Portfolio: The Hunter , The Guru , Pro-B5 , Mr PIPS , Mr Bull , Forex Builder		+172%	1.9K	263	7.18	73%	1h	82	-550	89
 AVA124544F Bonjour, je m'appelle Hugo et je suis Broker I... Portfolio: zulumaster1 , SystemsFX LIVE , FLY ON THE WALL , dreamcatcher , Buythebook , BSqueeze		+138%	202	638	0.32	59%	14h	76	-319	159
 FXCM166660F Portfolio: SystemsFX LIVE , Pro-B5 , PIP EMPORIUM , Mr. WONG'S FX , MayfairSwing , LowRiskHighReward , ...		+191%	4.3K	489	8.96	83%	15h	56	-317.5	175.3
 AVA188541F Bienvenu au paradis du trade. Suivez le guide... Portfolio: The Hunter , MayfairSwing , Forex Builder , FLY ON THE WALL		+299%	315	234	1.35	78%	1h	48	-200	82

Copy Settings to your Portfolio.

Below you can view some of the settings of the live account AVA124544F. For more information about this live account you can visit its [Follower's Performance](#) page.

	Signal Provider	Suggested Lots (Micro)	Max Open Trades	Max Open Lots	Max Open Trades/ Currency	Reverse	Limit	Stop	Safe
<input checked="" type="checkbox"/>	 zulumaster1	126	2	* <input checked="" type="checkbox"/> No Limit	2	Reverse <input type="checkbox"/>	0	50	Safe <input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	 dreamcatcher	126	2	* <input checked="" type="checkbox"/> No Limit	2	Reverse <input type="checkbox"/>	0	50	Safe <input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	 Buythebook	126	2	* <input checked="" type="checkbox"/> No Limit	2	Reverse <input type="checkbox"/>	0	50	Safe <input checked="" type="checkbox"/>

☒ Keep my own settings if I already have any of the providers above.

Copy Settings to your Portfolio. Cancel

Figure 24 Sélection par l'utilisateur, d'autres utilisateurs afin de répliquer leurs choix de signaux de trading

Zulutrade propose ainsi à l'utilisateur de se reposer sur un groupe d'autres utilisateurs pour choisir ses signaux de trading. Zulutrade Alchemy ressemble à un embryon de HC où chaque utilisateur construit un processus reposant sur des décisions humaines qu'il ne contrôle pas mais qu'il entend fédérer. On peut donc émettre l'hypothèse que cette construction se rapproche d'un modèle de HC, mais construit par les utilisateurs eux-mêmes et à leur propre profit.

eToro

eToro présente un modèle très proche de Zulutrade mais orienté plus grand-public à la fois sur les suiveurs et les contributeurs. On trouvera ainsi moins de stratégies issues de robots de trading sur eToro que sur Zulutrade (Figure 25).

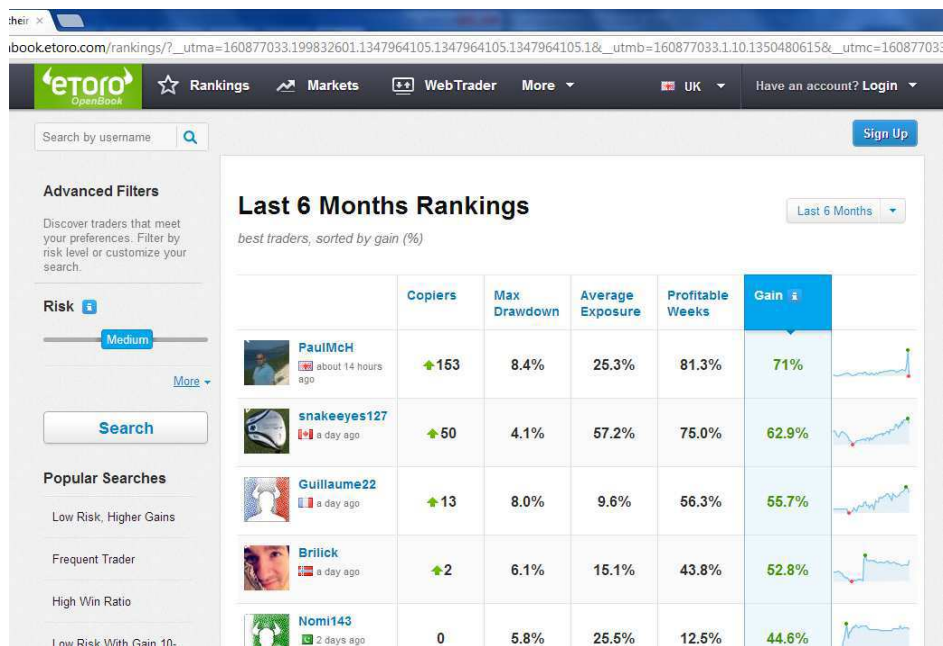


Figure 25 Copie d'écran eToro, classement des meilleurs contributeurs

Comme sur Zulutrade plusieurs classements permettent de guider l'investisseur sur le choix des meilleurs contributeurs. Au vu du nombre de suiveurs sur les meilleurs contributeurs de chaque classement, on peut facilement supposer que les portefeuilles des suiveurs, à un instant donné, sont une moyenne pondérée des performances des meilleurs contributeurs. On peut donc aisément supposer que eToro est une plate-forme organisée, fondée sur le HC et mettant à profit l'intelligence de contributeurs au profit de suiveurs.

Hopee

Une rencontre⁷ avec le responsable et animateur français de la communauté Hopee (le management et les équipes techniques sont situés en Allemagne) a permis de « dégrossir » le mode de fonctionnement de Hopee [123]. Malheureusement, les données précises sur les performances des participants et leur capacité à surperformer d'autres modèles restent inaccessibles. Hopee propose à ses participants de partager leurs opinions sur l'évolution de certaines valeurs du marché action. L'utilisateur choisit ses valeurs et y associe une prévision de hausse ou de baisse assortie d'une échéance et d'un objectif de cours. Ces avis d'utilisateurs « contributeurs » s'adressent implicitement à des utilisateurs « suiveurs » qui seront tentés de s'abonner aux recommandations des meilleurs. Hopee a ainsi été construit sur une logique de type « peer to peer » de mise en relation (Figure 26).

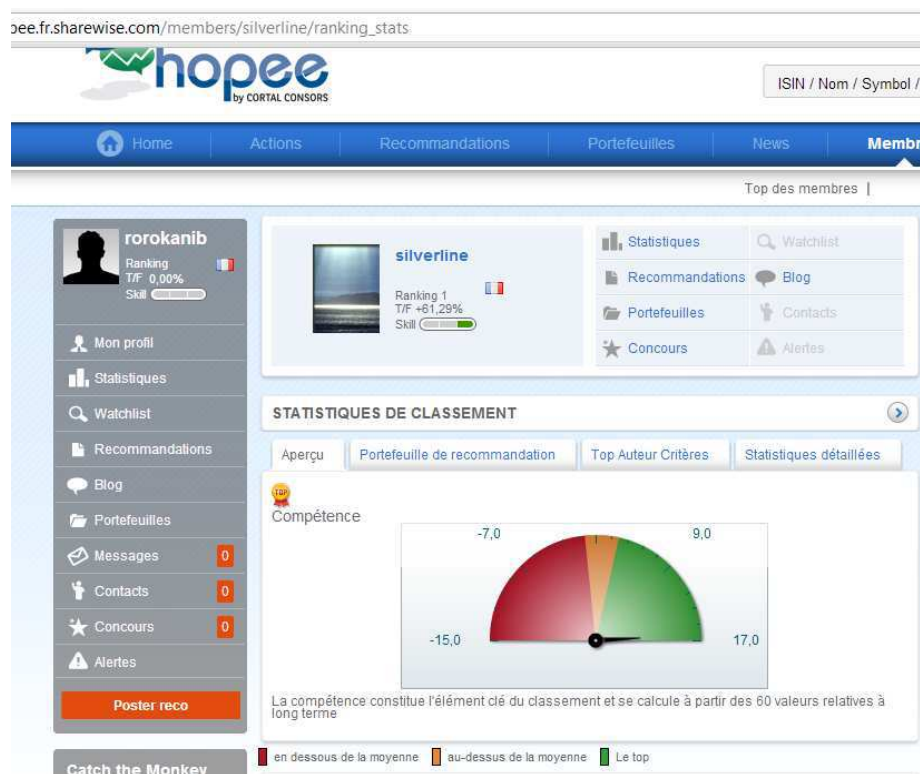


Figure 26 Copie d'écran Hopee 11 octobre 2012 – fiche d'un contributeur

Hopee s'adresse au grand-public amateur, il s'est donc attaché à définir des indicateurs simples et lisibles permettant à un amateur de visualiser rapidement les performances. Hopee a ainsi développé la notion de « compétence » d'un utilisateur : résultat d'un classement prenant en

compte les performances, la régularité et l'ancienneté du joueur et présenté sous la forme d'un tableau de bord (Figure 27)



Figure 27 Indicateur de compétence d'un utilisateur Hopee

Ce référentiel, mis au point par une société de conseil spécialisée dans la finance de marché, permet à la fois d'établir un classement des utilisateurs mais préfigure également un poids attribué à chaque contributeur pour le calcul d'une position globale. On peut également consulter les actions sur lesquelles l'espérance de gain par les contributeurs est la plus forte et s'appuyer ainsi sur une position construite par des milliers d'utilisateurs (Figure 28).



Figure 28 Espérance de gain sur Hopee le 11/10/2012

Hopee a constaté la capacité des joueurs à surperformer à la fois le marché et les experts (expert est un profil particulier du site qui identifie un joueur professionnel). Sur toutes les périodes

analysées, il semble que les prévisions des amateurs aient toujours surperformé celles des experts et surperformé le marché. Néanmoins, en l'absence de données factuelles transmises par Hopee, ce cas n'est détaillé ici qu'en guise d'illustration.

La politique d'investissement pour compte propre des dealing desks

La technique du dealing desk est quasiment généralisée chez les brokers, notamment sur le FOREX⁸. Il s'agit pour un courtier d'établir un tampon entre les ordres des particuliers (parfois de très petit montant) et la mise à jour de sa propre situation vis-à-vis des marchés. Ainsi la plupart des brokers ne passent-ils jamais les ordres de leurs clients de façon unitaire. La position est consolidée sur une période et les ordres passés par le broker sur le marché sont simplement le reflet périodique des tendances d'engagement des clients investisseurs associées à une politique de risque propre aux décisions du management.

Certains brokers (comme FXCM [124]) font la promotion d'un "no dealing desk", c'est-à-dire de leur capacité à passer directement les ordres sur le marché interbancaire à la différence des « dealing desk » qui se posent systématiquement comme contrepartie des ordres de leurs clients. Les discussions font rage sur les avantages et les inconvénients de chacun (d'autres variantes des non-dealing desks voient également le jour, comme les ECN⁹ qui offrent une vision temps réel et anonyme des carnets d'ordres de toutes les contreparties) (Figure 29).

L'avantage du « no dealing desk » présenté par un broker comme FXCM [124] est d'éviter tout risque d'annulation de trades, notamment en cas de grosses variations des indices lors de communications périodiques (annonces de banques centrales, publications d'indicateurs macro-économiques). En effet, un dealing desk qui ne suit pas rigoureusement les ordres de ses investisseurs peut se retrouver en défaut, en cas de retournement brutal des marchés et être tenté de refuser certains ordres voire de les annuler ou de les décaler. On notera également des cas de fraude relevés par la NFA [125] à l'encontre de Gain Capital, où le broker est accusé d'avoir systématiquement biaisé les passages d'ordres sur les positions gagnantes de ses clients.

⁸ Le FOREX est le marché des devises ou des changes

⁹ systèmes de négociation électroniques sur les marchés de gré à gré

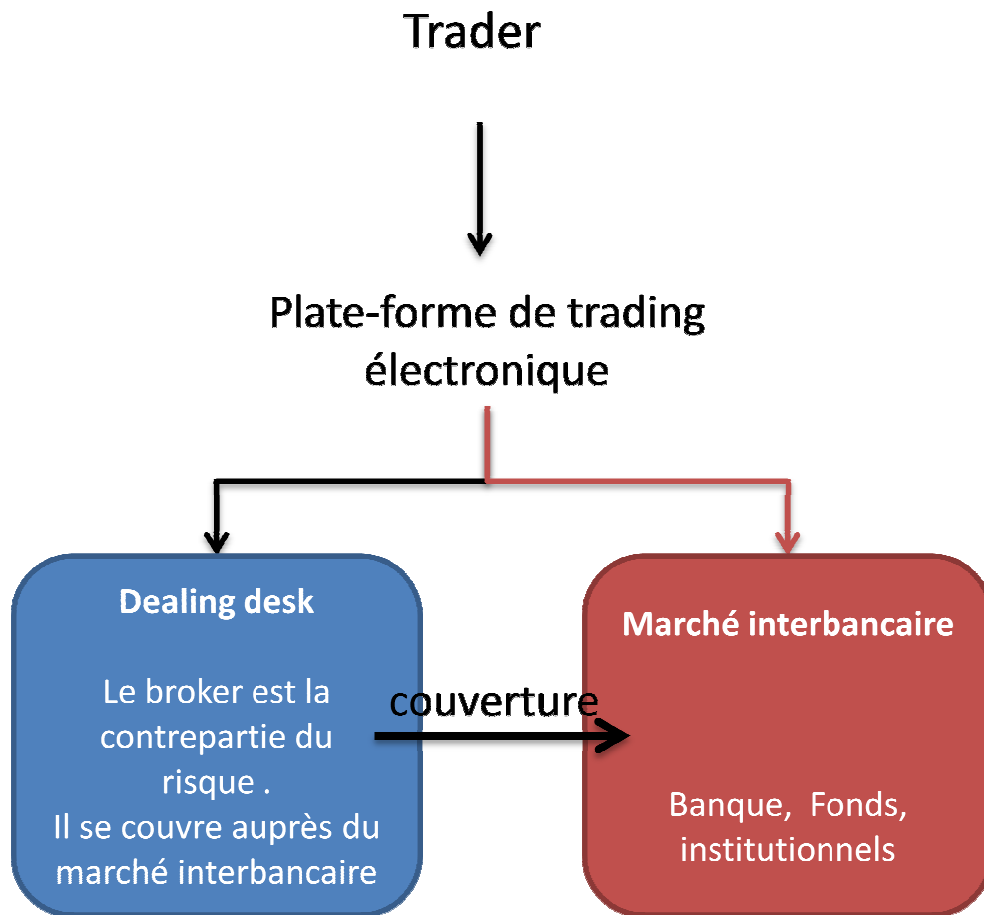


Figure 29 Typologie d'accès aux marchés.

Chez certains brokers, il semble que le tampon entre les ordres des investisseurs et les marchés soit plus qu'une commodité ou une simple recherche de gain par la mutualisation des coûts de transaction. La rumeur court sur Internet et elle a été confirmée par d'anciens salariés de brokers « dealing desk » rencontrés notamment sur un salon professionnel [126] mais qui souhaiteront rester anonymes¹⁰.

Le schéma décrit est théoriquement très séduisant : le broker a en face de lui des traders gagnants et des traders perdants. Il peut prendre le pari¹¹, à ce stade, d'une certaine constance dans la performance ou la médiocrité de ses clients. A un instant donné, chaque trader joue contre son

¹⁰ A ce stade ces informations ne peuvent être confirmées, certains brokers « no dealing desk » ayant commercialement intérêt à discréditer les brokers « dealing desk », on ne peut écarter le risque d'intoxication à des fins de promotion

¹¹ Un pari discutable en raison de l'EMH....

broker « dealing desk » qui fournit la liquidité¹². Un trade gagnant pour l'investisseur sera donc perdant pour le broker et inversement. Si le volume de trades gagnants est équivalent au volume de trades perdants, le broker gagne l'équivalent de (spread*nombre de lots) car il a finalement servi les achats des uns avec les ventes des autres. Dans un monde parfait, il n'aurait même pas besoin de capital pour assurer son activité. Mais dans la réalité, on observe mécaniquement un déséquilibre à l'achat ou à la vente qui va obliger le broker prudent à se couvrir lui-même périodiquement auprès d'un fournisseur de liquidité (une banque par exemple) et espérer qu'une variation brutale du marché en sens contraire de son exposition ne vienne pas mettre en risque son capital¹³ entre deux couvertures.

Certains brokers iraient bien plus loin qu'un simple management du risque de couverture et de liquidité, mettant en place des processus d'optimisation de leur propre profitabilité en s'appuyant sur leurs clients dans un schéma qui ressemble à un système de HC. Plusieurs techniques semblent utilisées. Le broker serait ainsi tenté d'écarter, de son « portefeuille », les investisseurs performants pour sélectionner les perdants et ainsi optimiser ses profits. Certains investisseurs auraient ainsi constaté une dégradation du service suite à une série de trades gagnants, semblant les pousser vers la sortie. Il s'agirait d'une forme de HC inversé, le broker cherchant à sélectionner ses clients les moins performants pour s'enrichir !

Extrait du site « AddictFX.biz » [127]

« Conclusion : Un spread trop faible avec zéro commission est suspect. Si vous gagnez de l'argent, le broker vous forcera à clôturer votre compte en créant des problèmes techniques pénibles. Si vous n'avez de toutes façons pas l'intention de gagner, alors un Market Maker avec un spread fixe de 2 pips sans commission sur toutes les paires peut parfaitement vous convenir ... »

Mais différentes rencontres avec des brokers professionnels – qui refuseront malheureusement d'être cités – conduisent à une hypothèse plus réaliste mais tout aussi intéressante du point de vue théorique : certains brokers « dealing desk » seraient, en fait, amenés à faire trois lots : les investisseurs gagnants, le « marais » au P&L proche de zéro et les perdants. L'algorithme serait alors le suivant : se couvrir systématiquement et rapidement sur les positions des gagnants, ne pas se

¹² A un niveau de spread fixé à l'avance (de 1,6 pips à 3 pips sur l'EURUSD)

¹³ Dans les faits les brokers « dealing desk » ont mis en place des parades informatiques pour empêcher le passage d'ordre en zone de turbulences, n'hésitant pas parfois à « requoter » les ordres de ses clients pendant des annonces économiques attendues ou susceptibles de perturber les marchés.

couvrir sur les perdants, et se couvrir périodiquement en cas de déséquilibre important sur les investisseurs du « marais ». Cette technique revient pour un broker à confier sa propre trésorerie à ses clients utilisateurs en se fondant sur leur capacité supposée à maintenir leurs performances dans la durée (ou leur contre-performance).

Extrait du site AddictFX.biz [127]

« Ceux qu'on appelle les MM qui "jouent contre les clients" sont ceux qui ne fonctionnent que par leur Book sans jamais se couvrir. Il est vrai qu'il existe un bon nombre de MM qui fonctionnent exclusivement comme ça ... (je précise tout de suite que je ne donnerais pas de nom même en private) ... mais c'est loin d'être une généralité ».

Le paramètre de la vitesse d'exécution est également une façon pour le broker de se couvrir en face de ses propres clients. La technique consisterait simplement à décaler légèrement (500ms à 5 secondes) les ordres des meilleurs traders, tout en exécutant le plus rapidement possible les ordres des perdants. Une dissymétrie qui peut s'avérer gagnante. De la même façon, le spread peut être ponctuellement et artificiellement élargi pour augmenter la couverture du broker sur ses propres clients.

Un spread élastique semble également constituer une variable d'ajustement utilisée par les brokers. Un commercial du broker FXCM, plaidant pour le no-dealing desk met en garde sur les forums [128] les offres à spread fixe :

« les campagnes marketings récentes poussent à la guerre des spreads. Cependant il est important de comprendre que le spread ne reflète pas le seul critère pour engendrer un maximum de gains. En effet comparez les spreads entre deux courtiers No-dealing Desk est logique et le courtier qui mettra en rude compétition les banques obtiendra le meilleur spread. Cependant comparez les spreads d'un courtier NDD avec un market maker n'a pas beaucoup de sens étant donné que le dernier fixe ses prix. Exemple, si le prix résultant de la compétition des 12 banques affiche achat à 10 et vente à 7 soit 3 pip de spreads, il est tout à fait possible pour un courtier market maker de coter à l'achat 11 et à la vente 9 au même moment, soit un spread de 2 points et ce lorsque le marché est en tendance haussière. (Cela sera l'inverse en tendance baissière). Dans ce cas si le client cherche à se placer dans la direction de la tendance, vaut-il mieux acheter à 10 ou 11? La réponse semble évidente.

Dans le cas contraire, si le client va à contre tendance, et ainsi le market maker pourra ne pas se couvrir sur la position du client et encaissera potentiellement les pertes du clients (qui pour le courtier sont des gains). Les traders professionnels se focalisent rarement sur les spreads mais plutôt sur les meilleurs prix disponibles, c'est à dire: "Je cherche à acheter, je veux donc le prix d'achat le plus bas possible, si je cherche à vendre, je veux donc le prix de vente le plus élevé possible" . Seule cette logique pourra maximiser les gains sur un trade. Suivant cette logique, vaut-il mieux traiter avec 12 banques mises en compétition ou un seul fournisseur de prix? »

Le commercial décrit cette pratique sans l'analyser du point de vue du broker, il décrit un processus où la largeur du spread entre BID & ASK est constante mais dont la position en valeur est manipulée par le broker en fonction du comportement des clients. Ainsi, si à un instant donné, la quantité d'ordres d'achat en dollars par exemple est plus importante, le broker sera tenté de déplacer son BID vers les haut (et prendre le risque que son ASK soit supérieur au reste du marché mais sur des volumes plus faibles) et réciproquement afin d'améliorer sa marge. Ce faisant, le broker aurait mis en place un système de HC fondé sur les décisions d'une multitude de cerveaux humains, en optimisant ses marges en fonctions du comportement de ses clients.

Les indices ?

Pour étayer ces hypothèses, et mis à part des rumeurs ou des confidences, on ne dispose que de peu d'indices :

- Depuis la publication par le NFA (National Futures Association) [129] des ratios investisseurs gagnants vs perdants communiqués par les différents brokers. Le verdict est sans appel, les dealing desk enrichissent plus rarement les investisseurs particuliers que les no-dealing desk. Un indice qui ne constitue évidemment pas une preuve mais qui va dans le sens d'un processus de HC appliqué discrètement et à grande échelle sur les dealing desk.
- La commercialisation d'un module de gestion du risque par Metaquotes : la référence des logiciels de trading sur le Forex permettant aux brokers de « tordre » les ordres passés par ses clients : « Virtual Dealer Plugin ». La notice commerciale de ce module vante la possibilité de paramétrer la réactivité du passage d'ordres en fonction du contexte et ainsi d'augmenter artificiellement le spread ou de décaler jusqu'à 5 secondes la prise en compte d'un ordre immédiat.

- La commercialisation par la société 4xTrader [130] d'un système de détection d'anomalies à destination des traders sur plate-forme MetaTrader et notamment d'utilisation abusive du plugin « Virtual Dealer » par un broker.

Si ces hypothèses étaient valides, il s'agirait d'un habile montage de « human computation » appliqué au trading, transformant les investisseurs en autant de micro-processeurs au service de l'enrichissement d'un broker. On comprend que les intéressés souhaitent rester discrets sur ces pratiques, il est par ailleurs probable que ces méthodes soient le résultat de tâtonnements empiriques plus qu'une application consciente de la théorie.

4.5.2 Le cas #trading

#trading [131] est une société qui a également souhaité rester anonyme et qui met en pratique et à grande échelle un système de HC sur le marché actions.

#trading recrute et anime sur Internet des milliers de traders via des « managers » locaux utilisant leur propre matériel informatique. Sur un modèle inspiré de techniques de vente de la grande distributions chaque trader se voit confier une partie du capital investi, charge à lui de le faire fructifier. Un trader débutant se verra confier un petit montant qui lui permettra de faire ses preuves et progresser rapidement vers des montants plus conséquents jusqu'à devenir lui-même manager et animer une équipe de traders recrutés par ses soins. Ce modèle a un gros succès sur les pays émergents, la rémunération sur résultat restant relativement faible lorsque les montants investis sont peu élevés.

#trading confirme également la pratique de l'ordre inversé, où il prendra le parti d'inverser le sens des ordres de ses plus mauvais traders et cherche ainsi une position gagnante. Pour l'anecdote l'un des problèmes de management du réseau de traders est parfois de motiver les plus mauvais à... rester dans le réseau grâce à une rémunération minimum (et l'espoir que ses performances resteront mauvaises). #trading affirme n'avoir jamais eu de journées négatives depuis plusieurs années en appliquant cette technique très inspirée du HC.

4.6 Conclusion les applications existantes du HC dans le domaine financier

L'utilisation de processus faisant appel au Human Computation existe déjà sous différentes formes sur des applications financières. Dans le cas des plates-formes communautaires, on assiste aux premières tentatives de consolidation automatisée de signaux humains, d'abord sous forme d'indicateurs (Hopee) puis sous forme de stratégies intégrées (Zulutrade).

A ce stade l'amalgame des décisions des contributeurs, sélectionnés par les suiveurs permettent de constater l'émergence d'un système complet de trading algorithmique fondé sur le Human Computation. Dans le cas des brokers, il semble que l'utilisation du Human Computation pour optimiser les positions du broker pour son compte propre soit déjà une habitude, même si pour des raisons marketing ou juridiques ces pratiques ne sont pas désignées comme telles.

5 Introduction aux expérimentations

La topologie des systèmes de trading algorithmique décrits au chapitre 3.1 permet d'identifier des opportunités d'expérimentations de systèmes de HC.

Pour mémoire, quatre niveaux de complexité de trading algorithmique ont été identifiés (Figure 13, page 28). Le niveau 1 (optimisation du passage d'ordres) est un niveau purement technique où les opérateurs rechercheront la fiabilité et la latence et non l'intelligence d'un système. Concernant le niveau 2 : l'exécution automatisée d'une stratégie de trading n'est pas non plus directement éligible à la mise en œuvre d'un système de HC mais on peut imaginer que les données d'entrée de cette stratégie (fondamentaux ou données de marchés), soient quant à elles le résultat d'un processus d'intelligence collective. La mise en œuvre d'un système de human computation sur des algorithmes de trading de niveau 2 est donc envisageable en travaillant sur la forme des données d'entrée. Dans la suite de cette thèse, l'expérimentation concernant le trading de niveau 2 fera appel aux réseaux sociaux et notamment Twitter, pour mesurer la pertinence d'une approche de type HC sur des stratégies de trading de cette nature.

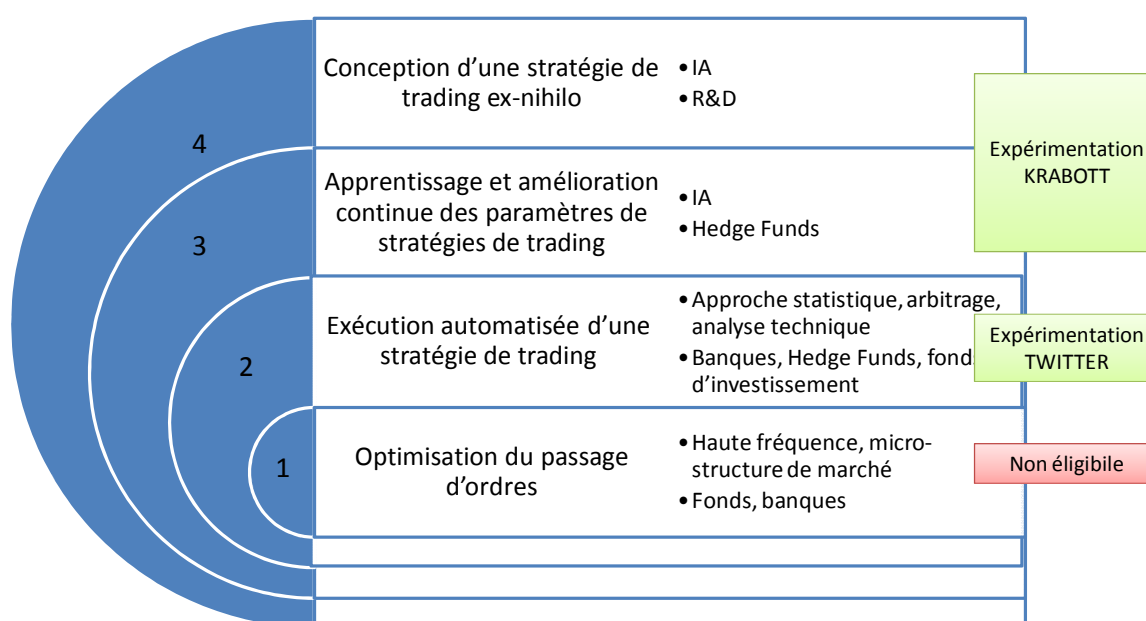


Figure 30 Topologie des expérimentations

Les niveaux 3 et 4 sont par nature éligibles au Human Computation, il s'agit, en effet, d'optimiser des paramètres ou de concevoir ex-nihilo de nouvelles stratégies de trading faisant en partie appel à la créativité et à l'intuition de son concepteur. On peut donc imaginer étendre cette intuition individuelle à une intuition collective sous forme d'un processus de Human Computation. Ce sera l'expérimentation « Krabott », avec pour objectif de mesurer l'apport du Human Computation par rapport aux approches purement calculatoires ou individuelles.

6 Expérimentation Twitter – HC appliqué aux données d’entrée d’un système de trading

Les premières expérimentations de cette thèse concernent l’application du HC à des systèmes de trading de niveau 2 (tels que décrit au Chapitre **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, page **Erreur ! Signet non défini.**). La démarche consiste à s’appuyer sur des données issues d’un processus d’intelligence collective pour alimenter des stratégies de trading, et, ainsi, être en mesure de mettre œuvre un système de human computation et en mesurer les performances.

Ce chapitre détaille les raisons qui ont conduit au choix des médias sociaux et en particulier de Twitter pour concevoir un système de Human Computation opérationnel, puis décrit la mise en œuvre des expérimentations avec leurs résultats mesurés dans des conditions réelles. L’enjeu étant d’isoler la valeur ajoutée d’un système de trading faisant appel au HC par rapport à un système classique.

Deux types d’expérimentations seront étudiés : un premier type basé sur une sémantique fixée à l’avance et un autre asémantique. On démontrera que contrairement à l’intuition, le système asémantique donne de meilleurs résultats que le premier. Toutefois, cette expérimentation a dû être arrêtée prématurément à la fin de 8 semaines en raison des problèmes de « blacklisting » après de trop nombreuses requêtes vers Google et Twitter. Les résultats sont prometteurs mais compte tenu de la courte durée de l’expérimentation, les tests statistiques ne sont pas concluants.

6.1 Médias sociaux : une source d’informations pertinente ?

Il existe déjà des indices concordants de l’efficacité des médias sociaux pour recueillir avant les médias traditionnels certains types d’informations relayées de proche en proche par le grand public. Pour beaucoup de journalistes, les médias sociaux sont devenus un passage obligé à la fois pour saisir des informations qui auraient échappé aux circuits traditionnels de l’information (dépêches, réseaux de correspondants, communiqués...) mais également parce qu’ils sont parfois eux-mêmes à l’origine de certains événements.

Une singulière anecdote du 24 janvier 2013 relaté par le blog Fair Trade [132] montre, par exemple, la réactivité d'un média comme Twitter concernant une anomalie détectée par un trader sur un cours de bourse : le titre Ablynx coté sur Euronext qui dévise de 10% en quelques secondes. Aucune raison valable n'est décelée pour un tel décrochage sinon un « fat finger », littéralement une erreur de saisie d'un trader, qui a du envoyer un ordre insensé¹⁴.



Figure 31 Fat finger sur Ablynx 24 janvier 2013 à 13h51 [132]

Tom Simonts analyste de KBC identifie et communique sur l'anomalie sur son compte Twitter à 13h58, soit une bonne vingtaine de minute avant que le titre ne reprenne un cours plus normal (Figure 32)

¹⁴ On notera d'ailleurs que ni l'analyse technique, ni l'EMH ne justifient le comportement des marchés suite à un « fat finger », pendant et après l'évènement



Figure 32 Tweet de Tom Simonts

Même sur des données financières et concernant un évènement fortuit, les médias sociaux sont donc capables de précéder les médias traditionnels. Kleinberg [133] décrivait Internet et les médias sociaux comme un « miroir du monde réel » capable d'identifier les tendances et les comportements bien avant qu'ils ne soient formalisés par les observateurs. Ces dernières années, 2 autres études ont donné des exemples de la capacité des médias sociaux à anticiper certains indices actions [134] ou optimiser des stratégies de finance quantitative [135].

6.2 Médias sociaux, un nouveau fournisseur de contenu pour le trading

Les données d'entrée en trading algorithmique sont globalement de 3 natures : les valeurs de marché, les fondamentaux (indicateurs macro, données économiques et financières) et les évènements transmis par les news. S'il est difficile d'utiliser l'intelligence collective concernant des éléments factuels (indicateurs, fondamentaux etc...), l'information issue des médias sociaux constitue une matière première « collective » de base, susceptible d'alimenter un système de trading algorithmique dans une démarche de HC.

Les news et le news analysis, l'ancienne école

Dans les salles de marché, les news sont généralement fournies aux analystes et opérateurs par des sociétés spécialisées¹⁵ (comme Reuters ou Bloomberg). Elles utilisent une sémantique pauvre et une grammaire pré-formatée. Cette caractéristique rend plus facilement utilisable des techniques basées sur des dictionnaires de mots clefs statiques ou dynamiques permettant de qualifier puis pondérer chaque information en fonction d'un historique d'observation. Dans le cas du trading algorithmique, ce sont des algorithmes de « News Analysis » qui sont utilisés à la fois pour l'acquisition puis l'interprétation sémantique de ces données.

On peut distinguer deux étapes dans la « digestion » de l'information par des systèmes de News analysis :

L'acquisition : l'acquisition est le fait de prendre en compte la donnée par l'automate de trading : une latence courte donne mécaniquement un avantage concurrentiel à celui qui en dispose.

L'interprétation : l'interprétation consiste à qualifier l'information puis éventuellement à quantifier certaines de ses caractéristiques.

Le News Analysis se contente aujourd'hui d'informations objectives seulement en rapport avec les marchés financiers. A la fois dans le choix des sources d'informations et dans leur qualification sémantique, le News Analysis reste très limité dans son périmètre d'analyse

Valeur ajoutée des médias sociaux

Les médias sociaux sont-ils de bons outils pour extraire la « substantifique moelle » [136] de l'information et proposer d'autres façons de quantifier et qualifier ce que le grand public appelle généralement le « buzz » ? L'approche classique du news analysis comporte d'évidentes lacunes, qui sont les mêmes que rencontrent aujourd'hui les journalistes concurrencés par ce fameux « buzz » social qui devance la plupart des news sur des événements importants. On peut, en effet, douter de la capacité des techniques de News analysis à capter l'exhaustivité de l'information pertinente et notamment les signaux faibles, les événements inattendus ou les données plus subjectives.

¹⁵ Jusqu'à présent les médias sociaux et plus généralement toute l'information issue d'un processus collectif de « fabrication » de l'information, sont exclus du périmètre de travail.

Mitra [90] décrit l'architecture générale d'un système de News Analysis en trois grandes étapes : l'acquisition de l'information auprès d'un ensemble de sources considérées comme fiables, la qualification, puis la quantification de la News. Le choix d'une source de données fiable est donc la première étape pour assurer la qualité des résultats et notamment éviter des confusions de sens ou de contenu avec des données étrangères au monde financier (comme des résultats sportifs, les nouvelles de la presse people etc...). Sur des plates-formes comme Facebook ou Twitter, n'importe qui peut poster n'importe quelle information sur n'importe quel sujet sans aucun critère ou élément permettant de s'assurer de la compétence du contributeur ou du ton utilisé (ironique, métaphorique etc...). Ainsi, dans une étude publiée en 2009, Leinweber [137] plaçait les médias sociaux au niveau de fiabilité le plus bas, permettant tout au plus d'anticiper une certaine volatilité du marché et écartant, *de facto*, ce type de données pour des applications de trading.

Les quelques travaux de recherches sur les médias sociaux dans le domaine de la finance aboutissent généralement à des conclusions mitigées quant à leur efficacité. Cependant, ils sont généralement focalisés sur des réseaux sociaux « fermés », dans le sens où ils sont réservés à un sujet en particulier ou à un groupe de contributeurs spécifiques. Chen [138] réalise ainsi en 2011 une étude sur « Role of social Média in Financial Market » mais limitée à un seul réseau social « seeking alpha » -ce qui signifie à minima que tous les contributeurs comprennent ce que signifie « alpha ». Il s'agit d'un moyen habile de recycler des méthodes de News Analysis sur un contenu considéré comme informel mais probablement insuffisant pour conclure de façon définitive sur la pertinence des médias sociaux en finance. A ce stade, il est donc important de distinguer « média sociaux » avec « réseaux sociaux », car cette distinction n'est pas toujours très claire chez les auteurs [139] [140]. Si le réseau social a les mêmes fonctionnalités que celles du média social (définition d'un profil, post de messages, commentaires, liens etc...) sa caractéristique principale est que tous les utilisateurs partagent un centre d'intérêt spécifique sur lequel ils seront prêts à échanger en s'interdisant¹⁶ mutuellement le hors sujet. Chaque contributeur adapte ainsi le ton de ses messages, la sémantique utilisée en fonction du sujet ou de la nature de la communauté.

La société SemLab [141], spécialisé dans le News Analysis, décrit ainsi une première étape de « nettoyage » des informations avant leur analyse. Mais cette étape est-elle pertinente ? On peut, en effet, craindre qu'un nettoyage sur une base sémantique élimine à la fois les informations

¹⁶ L'interdiction peut être du fait des membres de la communauté eux-même par un système de bannissement

considérées – légitimement ou non – comme du bruit, mais également la plupart des informations inconnues par le système parce que utilisant un vocabulaire spécifique ou une langue non référencée. Il est probable que cette étape de nettoyage serve plus à calibrer ou adapter l'information pour le confort des traitements, qu'à chercher à améliorer la qualité du contenu. Finalement, le risque d'ignorer une information non calibrée mais capitale du point de vue des marchés financiers est important.

Média social comme donnée d'entrée d'un système de trading ?

Finalement, envisager de placer un média social comme input d'une stratégie de trading quantitative est une autre façon de considérer que chaque contribution – quels que soient le contributeur et le sujet évoqué – est digne d'intérêt et aura un impact même mineur sur les marchés. Ce qui signifie qu'il faudra également interpréter, qualifier, et quantifier de la même façon un commentaire sur un nouvel album musical que les conseils d'un amateur de pêche à la mouche, et de surcroît postés par des contributeurs ignorant tout des mécanismes financiers. Il s'agit d'une certaine façon de considérer tout agrégat d'information collective comme pertinent, au même titre que la foule ignorante et inconsciente peut être plus efficace que l'avis des experts¹⁷ dans le domaine de l'intelligence collective¹⁸. Certains chercheurs ont en effet mis en évidence des corrélations étonnantes concernant l'évolution des marchés financiers comme Baddour [146] qui établit un lien entre des résultats sportifs et l'évolution du S&P 500. Même si ces approches sont, à première vue farfelues, le risque est néanmoins grand d'ignorer une partie significative de l'information en écartant a priori du champ de travail toutes les données éloignées de la finance. Car si l'on se fonde sur l'EMH, qui propose un modèle où « toutes les informations disponibles sont contenues dans le marché », préjuger de l'intérêt d'une information en fonction de sa provenance ou exclure a priori

¹⁷ Peut-on finalement conclure dans l'incompétence des experts ? Sans doute pas, la quantité trop importante d'information disponible et consolidée pour améliorer leur vue d'ensemble d'un sujet : « la précision des modèles dessert la précision de la mesure » [142]. Goldstein et al. [143] a également prouvé que pour prendre la bonne décision ou réaliser la bonne interprétation moins d'information est singulièrement préférable à trop d'information.

¹⁸ Herzog & Hertwig [2] a pu prouver la capacité de la foule ignorante à anticiper des résultats sportifs mieux que les experts reconnus, ce qui s'applique également en politique [144] et dans de nombreux autres sujets où les novices en nombre battent généralement les experts [145]

une partie de l'information est une erreur. Il faudrait au contraire disposer d'une source d'information aussi exhaustive que possible.

La première étape de mise en œuvre des expérimentations dans l'utilisation des médias sociaux est donc d'être en mesure de fournir cette « matière vive » d'information humaine et informelle en lieu et place d'avis objectifs d'experts ou d'indicateurs de marché.

Du News Analysis au sentiment Analysis

Sur le terrain du Sentiment Analysis (que l'on peut considérer comme connexe au News Analysis, ou bien comme l'un de ses sous-ensembles) les médias sociaux comme Facebook et Twitter avec des centaines de millions d'utilisateurs constituent des bases de données de premier choix pour recueillir du « sentiment collectif » en temps réel. Or, l'utilisation des médias sociaux et de cette information « digérée » par la foule pour alimenter un système de trading algorithmique constituerait en soit un modèle de HC. On peut donc poser cette conjecture que toute ou partie de l'information contenue dans les médias sociaux serait susceptible de donner un avantage concurrentiel significatif à un système, alors capable d'anticiper certaines tendances ou d'interpréter plus rapidement que les médias traditionnels des informations subjectives qui échapperaient aux robots de News Analysis. La démarche consisterait à acquérir puis interpréter une masse de données sur les médias sociaux à l'aide de millions d'utilisateurs, pour y déceler des informations ou des inflexions remarquables et ainsi disposer d'un avantage concurrentiel significatif sur les autres intervenants du marché.

Vers un modèle expérimental

Afin de bâtir un modèle expérimental en vue de mesurer précisément l'apport d'une approche de HC par les médias sociaux, le premier travail consiste à cibler le type d'information à « valeur ajoutée » que l'on souhaite extraire et utiliser dans une stratégie de trading. On pourrait, en effet, travailler sur le seul périmètre du News Analysis existant, pour certainement aboutir aux mêmes conclusions que Mitra G. [90] : comparée aux serveurs de News professionnels, l'information issue des médias sociaux est de mauvaise qualité, aléatoire et peu fiable.

Mais il y a des sujets sur lesquels les médias sociaux excellent et sur lesquels il serait pertinent de réaliser des expérimentations :

- Révéler et utiliser le buzz, c'est-à-dire utiliser un intérêt marqué et spontané du public pour un sujet qui a parfois échappé aux médias traditionnels et qui serait susceptible d'avoir un impact sur les marchés.
- Faire la synthèse de signaux faibles, de sentiments collectifs ou de données subjectives parfois précurseurs de changements sociaux ou économiques profonds, et ce, plusieurs années avant les sociologues
- Identifier des événements inattendus, ou des situations inédites pour lesquelles les médias traditionnels ne sont pas entraînés (sémantique, réseau, interprétation spécifique).

6.3 Approche expérimentale, un signal Twitter

L'objectif de ce chapitre est de démontrer, de façon expérimentale, que l'utilisation des médias sociaux comme Twitter peut améliorer significativement la performance de stratégies de trading. Twitter a, en effet, été identifié dans les paragraphes précédents comme un média pertinent pour mettre en œuvre un système de human computation. Pour mener une telle expérimentation, il faudra néanmoins définir préalablement ce que serait un « signal Twitter », comme résultat d'une agrégation d'un travail collectif d'utilisateurs et directement utilisable dans un système de trading algorithmique. Il faudra ensuite définir une stratégie de trading algorithmique capable de prendre en compte ce « signal Twitter » et qui servira de référentiel de comparaison. Enfin il s'agira de s'assurer que les paramètres de la stratégie de trading choisie sont optimaux à la fois lorsque la stratégie de trading est utilisée de façon autonome, mais aussi lorsqu'elle prendra en compte le signal « Twitter ».

Les difficultés de mise en œuvre de cette expérimentation, tiennent donc autant dans la définition d'un signal Twitter suffisamment générique et exploitable que dans l'implémentation de ce signal au sein d'une stratégie de trading de référence.

Un algorithme de référence auto-apprenant

Il y aurait deux avantages à utiliser une stratégie de trading dont l'optimisation serait confiée à un algorithme "auto-apprenant", dans le but de mesurer la pertinence d'un signal Twitter. D'une part elle éviterait de préjuger de la façon dont les informations du signal Twitter doivent être prises en

compte pour construire une stratégie « hybride » de trading, d'autre part elle rendrait comparables des résultats de stratégies de trading identiques, avec et sans le signal Twitter, mais utilisant des jeux de paramètres différents.

L'utilisation d'un algorithme auto-apprenant assure également des résultats d'une plus grande fiabilité en permettant de disposer d'une grande quantité de cas , il réduit ainsi le risque de data snooping [147] surtout lorsque l'historique de données est relativement court. On fera ainsi appel à un système auto-apprenant de type « algorithme génétique » classique (non IGA & non HBGA comme ce sera le cas pour les « Krabott » Chapitre 7, page 110).

Le schéma général de l'expérimentation correspondrait donc au schéma suivant (Figure 33)

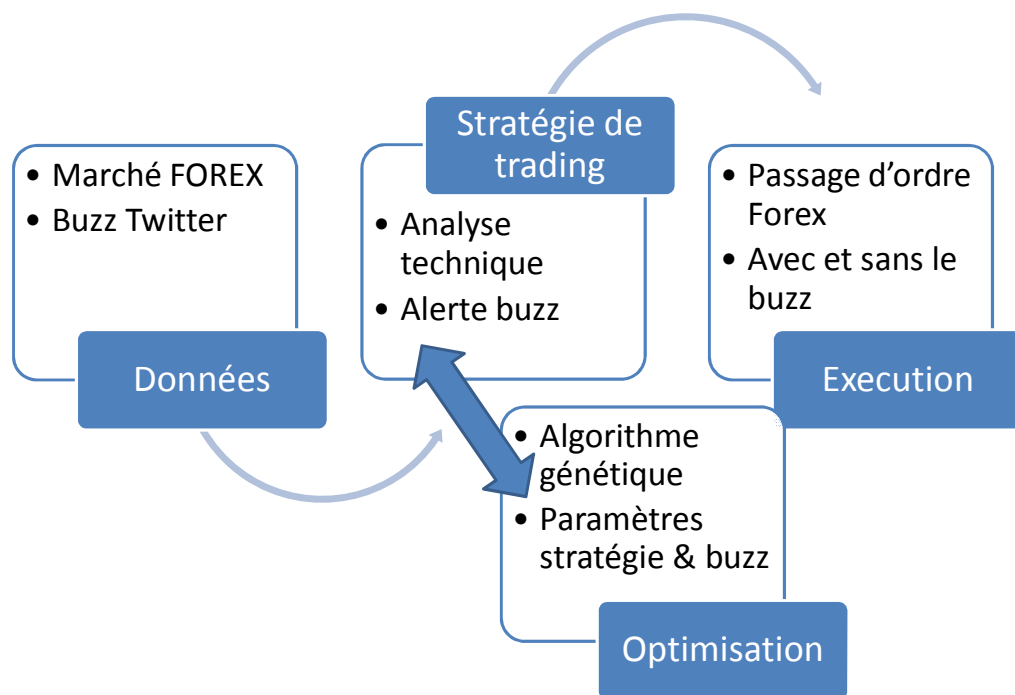


Figure 33 Schéma général de l'expérimentation

6.4 Définition d'un signal Twitter fondé sur l'inattendu

Taleb [148] décrit le « Black Swan » comme un type d'évènement « hors norme » avec un impact fort sur les marchés (dans le cas de la finance). Sa nature imprévisible empêche de fait toute anticipation, il est donc probable que les médias sociaux soient plus à même de traiter rapidement (car collectivement) cet inattendu que les médias traditionnels. Ainsi un système de trading fondé sur l'analyse du buzz permettrait de qualifier ce « Black Swan » plus rapidement que les autres intervenants du marché (humains ou robots).

Inconnu inconnu vs inconnu connu

L'anticipation de la donnée inconnue n'est pas un schéma de pensée naturel. On aura d'ailleurs tendance à confondre la nature inconnue d'un évènement aléatoire, mais attendu, comme par exemple un tremblement de terre au Japon (dont on ne connaît pas la date mais dont l'arrivée est probable, car le caractère sismique de la zone est connu) avec un évènement dont la nature même échappe à l'observateur.

Dans les programmes de formation militaire, l'inconnu est assimilé à un risque. Il est assez remarquable de constater que le concept de survenance d'un évènement *d'une nature* inconnue est également désigné par les militaires comme « l'inconnu inconnu » : c'est le cas qui n'existe pas dans les manuels, un évènement sur lequel les personnels n'ont pas été directement formés mais pour lequel il faut pourtant envisager une réponse et savoir se préparer. Ainsi Donald Rumsfeld en 2002 lors d'une conférence de presse formalise le concept de cette façon :

“There are known knowns; there are things we know that we know.

There are known unknowns; that is to say, there are things that we now know we don't know.

But there are also unknown unknowns – there are things we do not know we don't know.” [149]

L'histoire militaire a en effet une certaine habitude des expériences traumatisantes d'inconnu inconnu depuis le cheval de Troie ou le passage des Alpes à dos d'éléphant par Hannibal (Figure 34).



Figure 34 A dos d'éléphant, Hannibal confronte ses adversaires à l'inconnu inconnu

Sur le plan théorique et bibliographique on citera les travaux de Simon et Shackle en neuroéconomie (sciences cognitives appliquées à l'économie) cités par Kempf [150] dans des travaux de géostratégie comme les fondements d'une théorie de l'incertitude.

Le buzz, vecteur d'inattendu

Sur Internet au cœur des médias sociaux, le « buzz » est précisément le vecteur privilégié de cet inconnu inconnu, à la fois dans son contenu et dans sa grammaire ou son vocabulaire. Le buzz comme « miroir du monde réel » est le reflet de tout ce qui peut susciter de l'intérêt auprès des utilisateurs. Il reprend donc naturellement des informations de toutes natures dont celles qui échapperaient aux techniques classiques de news analysis et de type Black Swan.

Ainsi, lorsque le mot "Eyjafjallajökull" est apparu en 2010 parmi les mots clefs du buzz sur Twitter, la probabilité pour que ce mot intrigue un algorithme de News Analysis ou un opérateur de marché est extrêmement faible. Pourtant "Eyjafjallajökull" est le nom du volcan islandais entré en éruption en 2010 qui va interrompre tous les vols commerciaux sur l'Atlantique Nord durant plusieurs semaines, avec un impact économique considérable. Vu sous l'angle de l'EMH, le constat est intéressant : il existe finalement une information contenue dans le « buzz », issue d'un processus mondial d'intelligence collective, qui n'est ni connue, ni reconnue, ni utilisée par les opérateurs de marché avec leurs systèmes de News Analysis. Or, l'influence d'événements inconnus est généralement sous-estimée par les observateurs (consommateurs, investisseurs, experts). Goldstein [151] donne ainsi des preuves empiriques de biais décisionnels importants, « j'aime ce que je connais... » [152], ou Otto & Ross "You don't want to know what you are missing" [153]. Ces biais

psychologiques sont aussi ceux des opérateurs de marché donc également ceux des concepteurs de systèmes de News Analysis, dans le choix du dictionnaire, des paramètres d'optimisation, avec le risque d'exclure a priori toute news de nature imprévisible.

Définition du buzz Twitter

Whinston [154] décrit Twitter et les médias sociaux "as an economy where consumption of content means supply of attention and consumption of attention is through supply of content. Both the supply of content and the supply of attention involve investment of time, hence time is money in this economy".

Avec plus de 100 millions d'utilisateurs dans le monde, Twitter est considéré comme le vecteur de propagation et d'agrégation du "buzz" par excellence. Il est devenu si important que la quasi-totalité des sites institutionnels d'information ont un bouton « Follow me » au bas de chaque page. En outre, Twitter propose une plate-forme très ouverte et très accessible permettant une multitude de requêtes simultanées depuis l'extérieur, sans démarche particulière pour accéder à ces données. Le buzz est une notion grand public, dont la définition peut être équivoque. Sur Twitter ce qui est considéré par la société éditrice comme le buzz, est présenté en première page : c'est une liste des 70 mots les plus utilisés dans les Tweet à un instant donné (Figure 35). On notera l'utilisation du hashtag « # » au début de certains mots, qui aura été volontairement ajouté par les utilisateurs pour signaler un thème ou un concept nouveau de nature à faire le buzz.



Figure 35 Buzz Twitter le 20/02/2013 à 10 :17

On peut conclure que les opérateurs de marché écartent inconsciemment un ensemble d'informations, pourtant disponibles dans le contenu du buzz des grands médias sociaux, à leur désavantage. Il y a donc de fortes chances que dans le « bruit » écarté par les procédés classiques de News Analysis, il y ait notamment de l'« inconnu inconnu » exploitable pour un système de trading. Ces informations écartées par les systèmes d'analyse sémantique peuvent contenir des informations de premier plan, un « cygne noir » décrit par Taleb [148] : c'est-à-dire un événement majeur dans le développement d'une économie ou tout simplement sur la vie des gens.

L'hypothèse que nous testerons est que dans ce « bruit », il y ait des informations capables d'illustrer certains événements ou certaines tendances ou bien capables d'influencer le comportement collectif... et donc le comportement des marchés. L'enjeu d'une expérimentation tiendra dans sa capacité à prendre en compte une information peu structurée et capable de restituer des niveaux d'information auxquels des opérateurs de marché ou des systèmes News Analysis n'ont pas facilement accès (Figure 36).

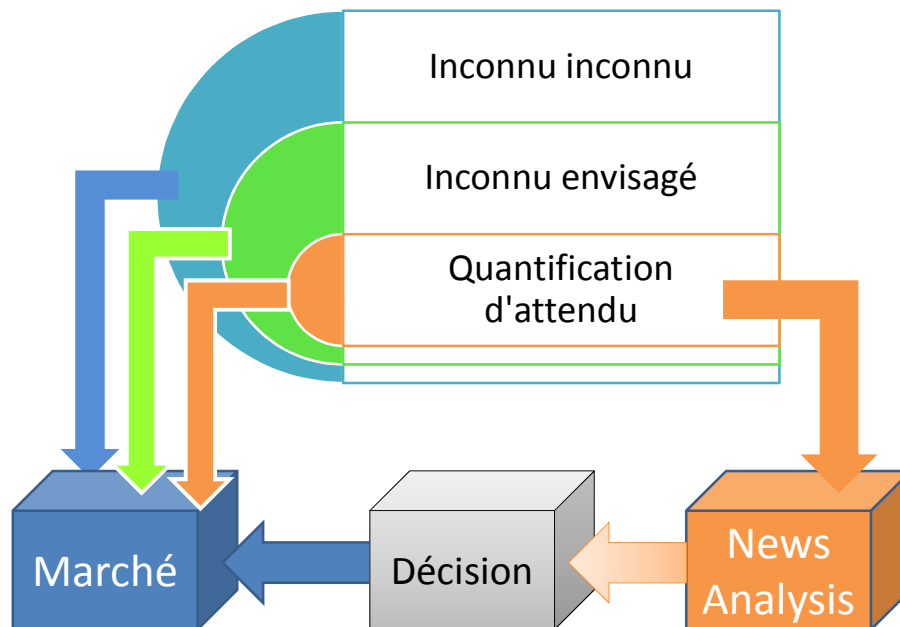


Figure 36 Le marché prend en compte toutes les informations, pas les automates de news analysis

L'expérimentation consistera donc à acquérir le buzz, en qualifier le contenu et le quantifier. Afin d'éviter de limiter le contenu de l'analyse à des événements connus, on écartera d'emblée tous les processus de nettoyage des données ainsi que des techniques d'analyse par dictionnaire. Pour cette expérimentation, deux méthodes d'analyse du buzz ont été définies : une méthode exhaustive et une méthode thématique.

La formalisation du buzz par Twitscoop

Twitscoop est une petite start-up spécialisée dans l'acquisition et l'analyse du buzz sur Twitter (Figure 37)

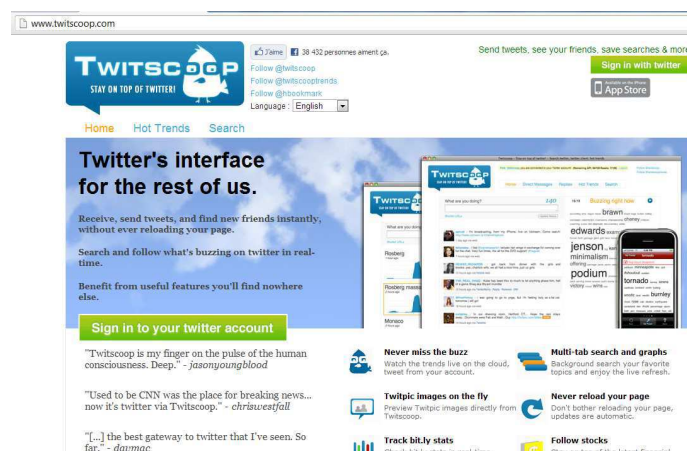


Figure 37 Copie d'écran Twitscoop 18 décembre 2012

Twitscoop identifie les 70 mots qui chaque minute font le buzz sur Twitter en alimentant ainsi une base de données mise à jour toutes les minutes (Figure 38).



Figure 38 Les 70 mots clefs de Twitter le 18/12/2012 à 7h31 et 7 secondes

Twittscoop est donc un système bien adapté pour mettre en œuvre un signal pour le trading algorithmique. Sur cette base deux types de signaux ont été élaborés et testés : une approche thématique du buzz cherchant à quantifier la présence de certains thèmes dans le buzz et une approche asémantique fondée sur la détection d'évènements inattendus sans chercher à en interpréter le contenu.

6.4.1 Méthode Twitter thématique

Une façon d'analyser le contenu du buzz serait de définir un concept étalon tel que « CRISIS » ou « DOLLAR » dont l'influence sur les marchés financiers est évidente. L'idée ensuite serait de confronter ce concept étalon à l'ensemble des informations véhiculées dans le buzz Twitter sans préjugés, ni dans la sémantique, ni dans la qualité des contributeurs.

Le buzz¹⁹ Twitter constitue un matériau simple d'accès et particulièrement fiable au vu du nombre de contributeurs et du format imposé par Twitter (limitation du nombre de caractères de chaque message) obligeant le contributeur à concentrer sa sémantique sur l'essentiel. Enfin, l'utilisation du hashtag « # » devant un mot permet à tout contributeur d'avertir la communauté de la présence d'un nouveau concept candidat au buzz, facilitant sa reprise sans risque d'erreur syntaxique.

Le concept étalon le plus basique sera par exemple le mot « crisis » tant il est associé aux évènements qui marquent les marchés financiers. Avec une difficulté néanmoins : il s'agira d'identifier cette thématique dans le buzz sans rechercher uniquement cette chaîne de caractères, et ce afin d'éviter d'exclure des mots inconnus, des grammaires ou des langues nouvelles et ainsi bénéficier de l'ensemble du travail des contributeurs sur Twitter²⁰.

A ce stade, pourrait intervenir la notion de distance entre le mot concept « crisis » et le contenu du buzz, afin de quantifier de « combien » [90] les contributeurs de Twitter sont concernés par la

¹⁹ les 70 mots clefs les plus utilisés dans les Tweets à un instant donné

²⁰ Une limitation sémantique reviendrait d'ailleurs à filtrer principalement les informations « retweetées » provenant des médias traditionnels donc déjà connues des opérateurs de marché

crise directement ou indirectement dans les messages échangés. Reste à définir une notion de distance entre le mot concept « Crisis » et le contenu du buzz en temps réel.

Notion de distance sur Twitter

Lorsque l'on fait une recherche sur Google, le service affiche au sommet de sa liste de résultats, une information exploitable : le nombre de pages correspondant à la requête. Par exemple, dans le cas d'une requête sur le mot « crisis » réalisée le 17/12/2012, Google retourne 585 000 000 pages (Figure 39)

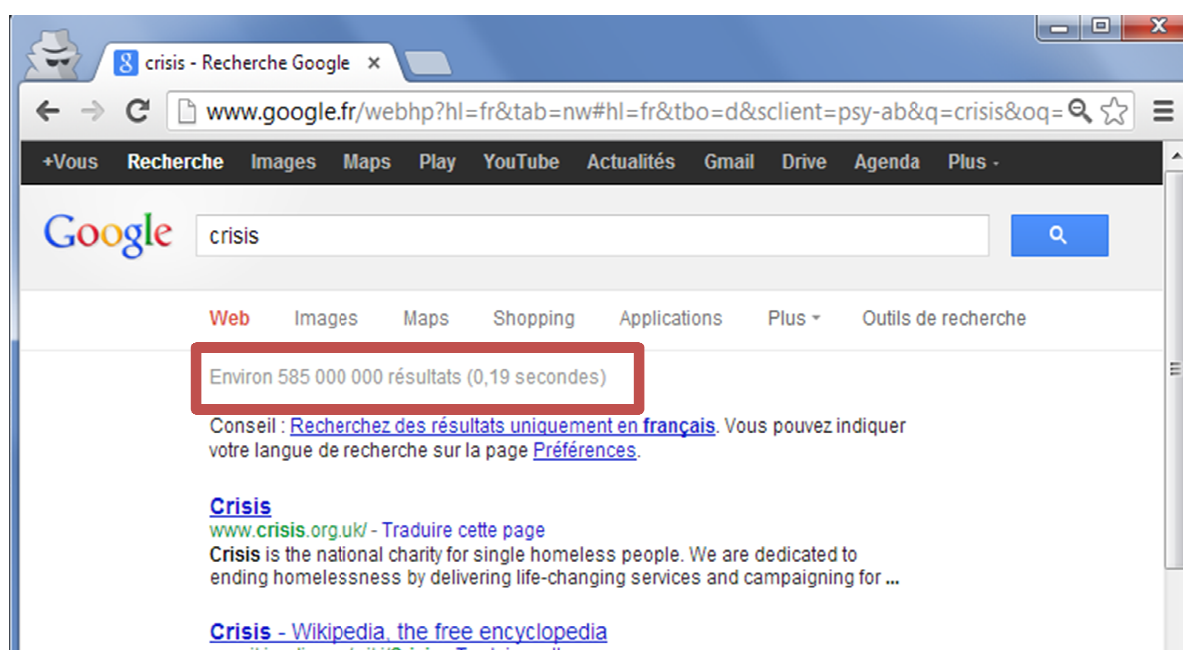


Figure 39 Requête Google réalisée le 17/12/2012 sur le mot « crisis »

Si l'on recherche deux mots simultanément, on observe que Google applique grossièrement une loi « ET », c'est-à-dire qu'il renvoie les pages contenant à la fois le premier et le deuxième mot (Figure 40).

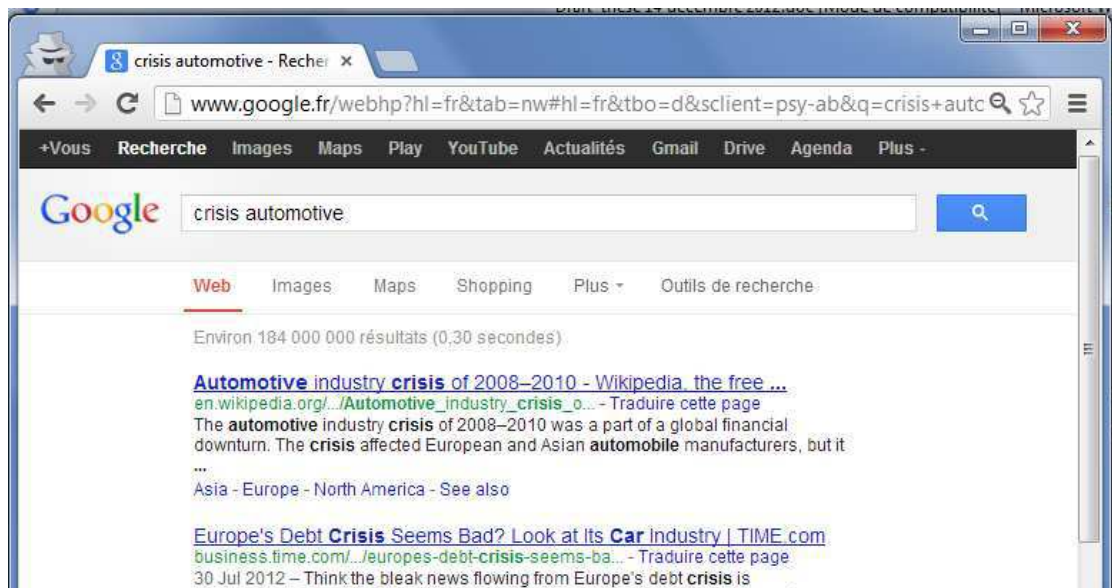


Figure 40 Requête sur Google avec les mots clefs « crisis » et « automotive »

Lorsque la requête sur le mot « crisis » est associée à un autre mot clef comme « automotive », le nombre de pages retourné (dans ce cas 184 000 000) est logiquement inférieur au nombre de pages retournées uniquement pour le mot « crisis ». Les 184 000 000 de pages constituent une sorte d'intersection « large »²¹ dont le périmètre exact dépend des algorithmes mis en œuvre par Google [22] mais qui peut grossièrement être considéré comme celui d'une loi « ET ».

A partir de ce mécanisme simple - et offert gratuitement par Google - on peut imaginer une formule rustique de distance entre deux mots. Imaginons qu'il faille déterminer la distance entre le mot de référence « seau » et le mot test « râteau » avec cette méthode.

La requête A Google « seau » renvoie 11 300 K_hits²²

La requête B Google « râteau » renvoie 1 750 K_hits

La requête A+B « seau + râteau » renvoie 52 K_Hits

Avec le ratio $(A+B) / A$, on obtient une sorte de distance de « râteau » vers « seau » et avec le ratio $(A+B) / B$, on obtient la distance de « seau » vers « râteau ».

²¹ Il semble en effet que Google propose également un ensemble de pages qui ne sont pas l'intersection des deux requêtes.

²² K_hits = milliers de réponses retournées par une requête, unité « maison »

Ainsi, pour Google, $d(A,B)$ est différent de $d(B,A)$ ²³, ce qui a une certaine logique sémantique mais rend les manipulations plus complexes. On sera alors tenté de simplifier par $d'(A,B) = \text{Min} (d(A,B) , d(B,A))$, définissant ainsi la distance Google entre deux mots comme la distance minimale entre ces deux mots.

Sur des concepts plus proches du trading en utilisant les mots « crisis » et subprime », on mesure ainsi une « proximité » de 61% grâce à Google (Figure 41) au 17/12/2012.

Google(crisis) = 384 000 000 hits
Google(subprime) = 10 700 000 hits
Google(crisis+subprime) = 6 580 000 hits
Distance (crisis,subprime) = 61%

Figure 41 Exemples de calcul de distance le 17/12/2012

On arrive parfois et malheureusement à des proximités supérieures à 100% en raison du fonctionnement intrinsèque des algorithmes Google (correction d'orthographe automatique par exemple) mais globalement c'est un moyen commode de tester une proximité entre deux mots, sans préjugés.

La signification des concepts et des mots évolue dans le temps. Ainsi le mot « subprime » est certainement aujourd'hui plus proche de « crise » que de « profit » mais ce n'était certainement pas le cas en 2006. Il y a donc un intérêt tout particulier à considérer cette notion de proximité comme dynamique et participant d'un contexte particulier au moment de la mesure. La fréquence élevée de mises à jour de Google (moins de quelques semaines entre deux visites du robot Google) permet de s'assurer de la qualité de la mesure par rapport au contexte du moment.

Mots clefs candidats

On choisit arbitrairement 5 concepts clefs qui seront comparés au buzz Twitter en temps réel comme :

²³ Un détecteur Google_based de syllogismes ?

« crisis »

« dollar »

« oil »

« jobless »

« climate »

La mécanique consistera ensuite à comparer chacun de ces 5 concepts avec les 70 mots clefs du buzz Twitter présenté par Twittscoop. Ainsi, on calcule la proximité de chaque mot clef avec l'ensemble du contenu du buzz à un instant donné (Figure 42). Pour des raisons techniques, il n'a pas été possible de travailler sur plus de 5 concepts clefs simultanément.

/04/2010	0	4 tolerate	4 climate	1580000	11500000	120000000	14%	14%
/04/2010	0	4 tolerate	5 dollar	988000	11500000	133000000	9%	9%
/04/2010	0	4 traffic	1 crisis	39700000	214000000	122000000	33%	33%
/04/2010	0	4 twain	3 oil	1760000	18000000	282000000	10%	10%
/04/2010	0	4 twain	4 climate	1130000	18000000	120000000	6%	6%
/04/2010	0	4 twain	5 dollar	1380000	18000000	133000000	8%	8%
/04/2010	0	4 twist	1 crisis	7220000	51500000	122000000	14%	14%
/04/2010	0	4 twist	2 jobless	1370000	51500000	5260000	26%	26%
/04/2010	0	4 twist	3 oil	8580000	51500000	282000000	17%	17%
/04/2010	0	4 twist	4 climate	2770000	51500000	120000000	5%	5%
/04/2010	0	4 twist	5 dollar	5520000	51500000	133000000	11%	11%
/04/2010	0	4 twain	2 jobless	45900	18000000	5260000	1%	1%

Figure 42 Extrait de la base de données de calcul de proximité

On obtiendra théoriquement chaque jour, $1440 \text{ minutes} * 5 \text{ thèmes} * 70 \text{ mots clefs} = 504\,000$ mesures, ce qui correspond à une analyse exhaustive du buzz, vu sous l'angle de 5 thématiques distinctes.

Représentation graphique

Afin d'établir une représentation graphique de l'évolution d'un concept au sein du buzz Twitter, il convient d'agréger ces données pour tracer un indicateur sur deux axes : le temps en abscisse, le taux de proximité en ordonné. En l'absence de tout filtre, on obtient une information extrêmement chaotique. En effet, le vocabulaire du buzz étant très rapidement renouvelé sur Twitter, le « signal » d'un concept présent dans le buzz n'est pas continu et il est difficile de visualiser une tendance claire.

Une solution simple consiste à filtrer le signal en comptant le nombre d'occurrences de mots avec une proximité supérieure à un taux donné à chaque minute. Si l'on fixe ce seuil à 90%, on obtient alors le nombre de mots du buzz avec une proximité supérieure à 90% chaque minute, ce qui permet de dégager une tendance plus lisible.

L'histogramme va ainsi se situer dans une bande entre 0 (aucun mot clef du buzz ne dépasse 90% et 70 = tous les mots clefs du buzz dépassent 90%). Bien évidemment, en faisant varier le taux de proximité, on obtient un chiffre plus ou moins précis ou plus ou moins amplifié. Par exemple, avec le mot "crisis" on obtient ce type de diagramme (Figure 43)

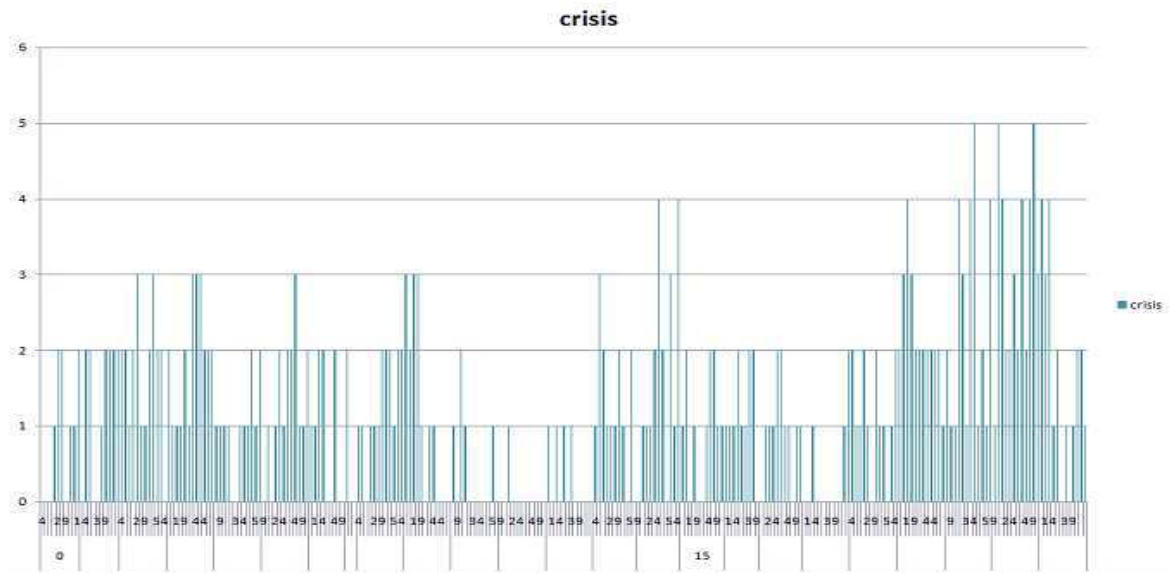


Figure 43 Exemple ave le mot clef "crisis" sur 24 heures

Le signal est maintenant suffisamment intelligible pour alimenter un système de trading algorithmique sur des thématiques (des thématiques et non des sémantiques) précises comme

- « crisis »
- « dollar »
- « oil »
- « jobless »
- « climate »

Ce qui permet d'utiliser ces thèmes comme des indicateurs du sentiments des utilisateurs des médias sociaux à un instant donné afin d'alimenter un système de trading algorithmique.

6.4.2 Méthode Twitter asémantique : l' « inattendu inattendu »

L'étude de Collingsworth [108] sur ENRON, a mis en évidence la possibilité d'anticiper un évènement inconnu du public ainsi que de la plupart des participants d'un réseau en effectuant simplement des mesures de volumétrie sur les mails échangés entre les participants naïfs d'un

réseau. L'auteur a noté que les administrateurs des serveurs mails d'Enron avaient théoriquement la capacité d'anticiper une crise majeure au sein de l'entreprise et d'être finalement « initiés sans délit » sur les marchés financiers.

Sur le modèle de Collingsworth, il serait pertinent de construire un indicateur fondé sur le buzz Twitter mais totalement « asémantique » c'est-à-dire ne cherchant ni à interpréter le contenu du buzz, ni même à l'inventorier et permettant ainsi de se passer de tout référentiel – même fondé sur des « mots-concepts ». Débarrassé de toute référence statique, le modèle permettrait alors de déceler tous types d'évènements, du connu à l'inconnu inconnu. Ce type d'approche a déjà été utilisé dans des recherches préliminaires sur le buzz Twitter [135]. A ce stade, l'objectif serait de déceler les premières informations fortuites, les « signaux faibles », singuliers et avant-coureurs qui risquent d'échapper aux observateurs, et qui seront a posteriori masqués par l'évènement lui-même, exactement sur le modèle de Collingsworth : “we show that this correlation is time-shifted and appears in the network before the event becomes common knowledge; our hypothesis is that we can use the anomalies in the network to identify social tension in the organization and consequently help mitigate its consequences.” [108]

La proposition de signal « asémantique » utilise une sorte de dictionnaire dynamique en négatif, totalement autonome. Ainsi, l'opérateur n'aura ni à spécifier la langue, ni le vocabulaire, ni aucune notion grammaticale ou conceptuelle. Le signal asémantique est fondé uniquement sur l'analyse du buzz en temps réel et la constitution de proche en proche d'une pile de mots constituant le buzz. Chaque minute, le système récupère les 70 mots clefs présentés par le système Twittscoop et détecte les nouveaux mots qui font le buzz. Un nouveau mot est un mot qui n'a jamais été identifié dans le buzz précédemment. Notre hypothèse est qu'il s'agit là d'une parcelle d'inconnu ou d'inconnu inconnu inaccessible aux systèmes de News Analysis traditionnels. On définit ainsi un signal corrélé à une sorte d'inattendu collectif constaté par la communauté des utilisateurs de Twitter et considéré (parce que faisant partie du buzz) comme significatif pour le public.

L'algorithme qui élabore le signal « asémantique » est ensuite extrêmement rustique, il s'agit de compter à chaque minute le nombre de mots nouveaux absents du dictionnaire historique. Le signal va donc théoriquement varier entre 0 et 70 selon l'instant de la mesure. Au démarrage, le signal a donc une valeur à 70 puisqu'aucun mot n'est présent dans la base de données.

La consultation de la liste de mots ayant « déclenché » le signal est souvent assez surprenante, très éclectique avec de réelles surprises sémantiques qui rendent parfois difficile une interprétation directe (mais là n'est pas l'objectif).

6.5 Expérimentations préliminaires sur le VIX

VIX est l'acronyme de « Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index » [155] qui mesure la volatilité implicite des valeurs du S&P 500 : il existe depuis 2004 des contrats sur le VIX. Le VIX est généralement considéré par les observateurs comme un indicateur pertinent du stress des marchés à un instant donné. Calculé et mis à disposition de façon quotidienne, il peut être considéré comme le support le plus pertinent pour rechercher des corrélations avec nos deux signaux.

L'expérimentation consiste à comparer la courbe du VIX avec la courbe du signal Twitter asémantique, afin de déceler des points communs. Sur ce schéma (Figure 44), on aura appliqué au signal asémantique une formule permettant de positionner les deux courbes au même niveau (la courbe bleue « Alerte Twitter » a simplement été décalée de +23,66 points), à noter que l'amplitude de la courbe « alerte Twitter » n'a pas été corrigée. L'architecture technique utilisée pour l'acquisition et l'exploitation étant relativement pauvre, seul le mois d'août 2010 a pu être totalement couvert pour réaliser ces mesures.

On remarque une étonnante corrélation entre les deux courbes notamment les deux premières semaines, ce qui semble confirmer la pertinence de cette approche. On constate ainsi que dans 63% des cas, le VIX et le signal asémantique évoluent dans le même sens avec des amplitudes très voisines (les valeurs voisines sur les amplitudes sont un hasard remarquable, les deux signaux n'étant absolument pas de même nature).

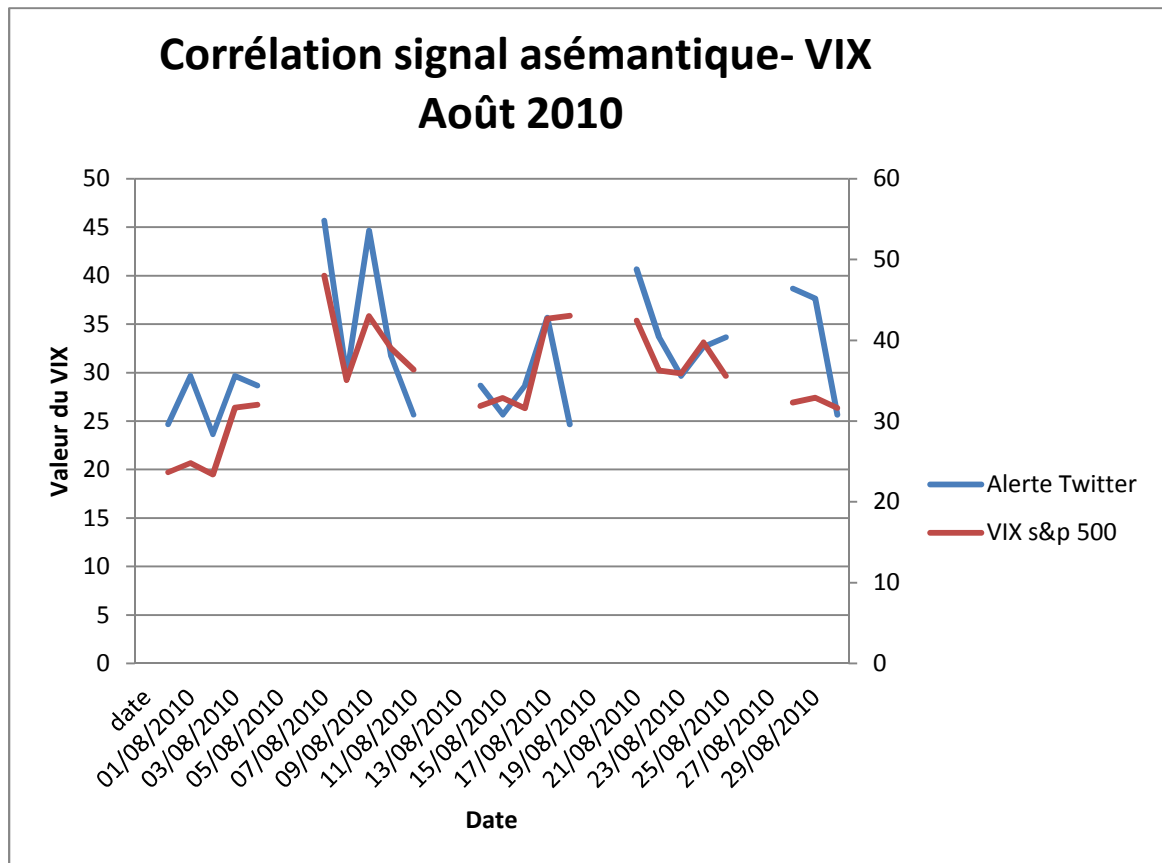


Figure 44 Corrélation signal Twitter asméantique avec le VIX août 2010

En revanche, la même recherche de corrélation entre le signal thématique sur le mot clef « CRISIS » et le VIX ne donne aucun résultat probant sur la période. On aura donc un a priori d'efficacité concernant la méthode asémantique sur la méthode thématique.

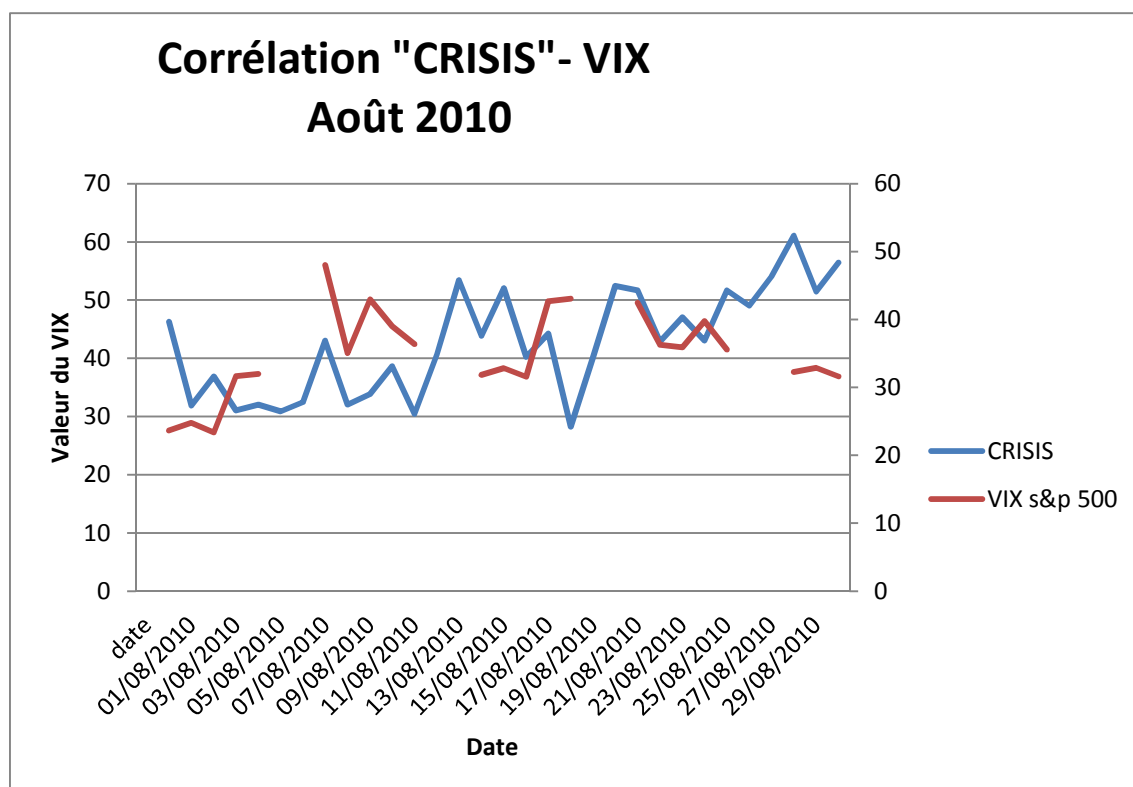


Figure 45 Corrélation signal Twitter thématique avec le VIX août 2010

6.6 Un système de trading auto-apprenant pour évaluer la pertinence des signaux.

S'il y a des indices encourageants observés sur une possible corrélation entre le VIX et le signal asémantique issu de Twitter, un système de trading algorithmique auto-apprenant devrait donc savoir tirer profit de cet avantage, c'est l'objet de cette nouvelle expérimentation. Afin d'évaluer successivement la pertinence des deux types de signaux Twitter, thématique ou asémantique, on s'appuiera sur une stratégie de trading issue de l'analyse technique sur laquelle seront greffés certains comportements réagissant aux signaux Twitter. Il sera ensuite aisé d'évaluer l'apport de ces signaux en comparaison au mode de fonctionnement nominal de la stratégie.

Schématiquement l'expérimentation cherche à montrer que sur une période donnée :

Performance (Stratégie de trading X sans Twitter) < Performance (Stratégie de trading X avec Twitter)

Si c'est le cas, cela signifierait que le travail de sélection de dizaines de millions d'utilisateurs dans une architecture similaire à celle d'un système de HC constitue un avantage compétitif.

Il n'existe, à notre connaissance, aucune bibliographie d'analyse technique faisant appel aux réseaux sociaux et en particulier Twitter, la formalisation de la « Stratégie de trading_X » n'est donc pas triviale. En outre, il faut s'assurer que cette stratégie est en mesure de prendre en compte une nouvelle dimension dans son optimisation offerte par Twitter.

Utilisation d'une heuristique de type algorithme génétique pour optimiser une stratégie simple issue de l'analyse technique associée à un signal Twitter

L'appel à une heuristique a deux avantages : la neutralité sur la façon dont l'information Twitter va être utilisée qui ne sera pas prédéterminée par le concepteur et la liberté laissée à la machine sur la façon d'associer (ou non) les données de marché utiles à l'analyse technique avec les données Twitter. Afin de faciliter les comparaisons, on choisira un algorithme génétique du même type que celui utilisé dans l'expérimentation Krabott dans la suite de ces travaux. Une littérature abondante fournit de nombreux exemples et modèles de mise en œuvre, comme Allen [156].

La spécificité « génétique » de l'heuristique utilisée pour réaliser l'expérimentation avec Twitter n'a théoriquement pas d'incidence particulière sur le résultat.

Une heuristique est un système auto-apprenant, donc peu dépendant des *a priori* de l'utilisateur, (pourvu que ce dernier n'influence pas l'heuristique par le choix de son point de départ). Avec un point de départ aléatoire, l'expérimentation donnera donc des résultats qui pourront être comparés entre eux pour déceler ou non un apport en performance des données Twitter. Afin d'établir précisément la valeur ajoutée de Twitter par rapport à un système classique, on sera amené à doubler systématiquement les expérimentations, en réalisant une première expérimentation de référence sans Twitter (Figure 46) et une deuxième expérimentation avec Twitter (Figure 47).

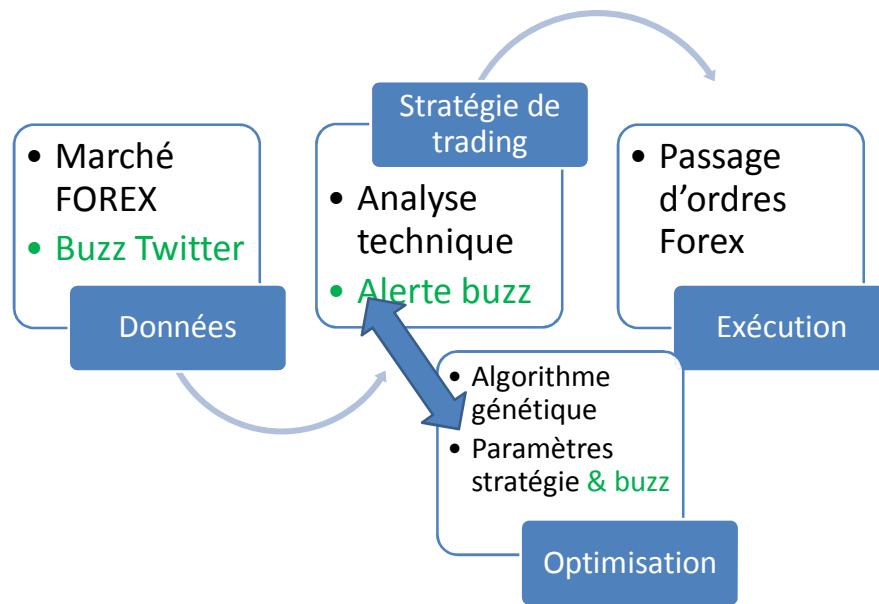


Figure 46 Expérimentation de trading algorithmique avec les données Twitter

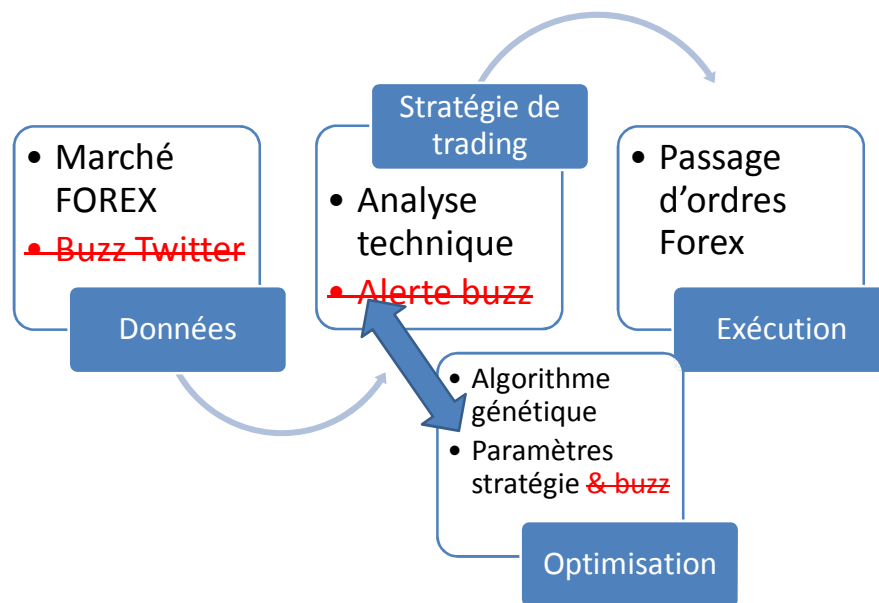


Figure 47 Expérimentation de trading algorithmique sans les données Twitter

Stratégie de référence

La stratégie de référence sélectionnée pour cette expérimentation est particulièrement basique. On choisit une stratégie de « Trend following », c'est-à-dire un mécanisme rustique permettant de détecter une tendance sur les marchés à la hausse ou à la baisse par croisement de moyennes mobiles. Cette stratégie sera appliquée sur le marché du FOREX (marché des changes).

Ce marché dispose, en effet, d'une caractéristique intéressante : son universalité. Il intègre donc, dans son historique, les différents événements ayant marqué la politique ou l'économie mondiale. Pour simplifier, seule la paire EURUSD sera utilisée, avec un spread de 0,0002 USD/1 USD (ce qui correspond à un tarif de base chez les brokers qui travaillent avec les particuliers).

Description générale de la stratégie de Trend following

Les stratégies de trend following consistent à suivre des tendances d'un marché. Ces stratégies s'appuient généralement sur le calcul puis l'analyse de moyennes mobiles.

Sur l'EURUSD par exemple, une stratégie basique de trend following consiste à calculer deux moyennes mobiles sur des horizons différents.

MM 50 : Moyenne du cours EURUSD sur les 50 dernières minutes

MM 200 : Moyenne du cours EURUSD sur les 200 dernières minutes

Le croisement de ces moyennes suggérerait un renversement de tendance à la hausse ($MM50 > MM200$) ou à la baisse ($MM50 < MM200$).

La stratégie de trading va donc mettre à jour ses positions (longues ou courtes) en fonction de la tendance observée lors du croisement des moyennes mobiles²⁴. Il est également courant d'ajouter des limites de type STOP LOSS ou TAKE PROFIT permettant d'encadrer la rentabilité attendue de la stratégie et de borner le risque.

Les stratégies de trend following sont, bien entendu, plus adaptées à des marchés dans des périodes de grandes tendances à la hausse ou à la baisse. Elles sont moins adaptées à des marchés

²⁴ En utilisant généralement un principe d'inertie afin d'éviter de placer un trop grand nombre d'ordres en cas d'oscillations au moment du croisement des deux courbes (si MM50 et MM200 évoluent de façon semblables, les croisements seront très nombreux)

très volatiles, comme les marchés actions. Il faudra donc veiller à réaliser les expérimentations sur des périodes identiques.

6.7 Intégration du signal « Twitter » sur une stratégie de trading

La première étape dans la mise en œuvre d'un algorithme génétique est de définir l'ADN des individus, c'est-à-dire le contenu et la nature des paramètres dont on confie l'optimisation au processus d'adaptation génétique sur un modèle très classique [157]. Un individu étant défini à la fois par son ADN et par l'interprétation de son ADN (généralement commun à tous les individus), il constitue une « solution » au regard de la stratégie de trading.

Pour des raisons techniques, la plate-forme informatique mise en œuvre a un horizon de calcul limité au 120 dernière minutes, c'est donc ce critère qui sera retenu pour définir les longueurs des moyennes mobiles

Inputs de la stratégie

En entrée de la stratégie de trading, on met en œuvre l'acquisition

- 1) Des données de l'EURUSD sur les 120 dernières minutes
- 2) Des occurrences d'apparition d'un mot clef avec une proximité de plus de 90% avec la thématique « CRISIS » sur la minute en cours

Mise en œuvre de la stratégie de référence

Deux moyennes mobiles sont définies :

MM_A = Moyenne mobile de 2 à 120 minutes (selon les paramètres)

MM_B = Moyenne mobile de 2 à 120 minutes (selon les paramètres)

Lorsque $MM_A = MM_B$, l'algorithme exécute un ordre d'achat ou de vente « à tout prix » sur l'EURUSD associé à un montant de « Take profit » TKP1 et de « Stop Loss » SP1 (Figure 48).



Figure 48 Description de la stratégie de Trend following

Tant que le marché reste dans le tunnel [SP1, TKP1], l'ordre reste valide pour la durée de la semaine en cours, (si elle est encore ouverte, à la fin de la semaine la position sera soldée).

Combinaison avec le signal Twitter

Le signal Twitter (asémantique ou thématique) peut fonctionner sous forme d'alerte : si le seuil dépasse un certain niveau à un instant donné, on peut considérer que l'algorithme génétique doit rentrer dans une nouvelle phase d'apprentissage en le débrayant pendant une certaine période (de une à 120 minutes). Ce mécanisme est une façon arbitraire de réaliser l'amalgame entre la stratégie de trend following et un signal élaboré à partir du buzz Twitter de la façon la plus simple et la plus rustique possible. On va donc associer à la stratégie de trend following initiale, un système de « débrayage » fondé sur l'analyse du buzz Twitter.

Schématiquement, on superpose donc une nouvelle règle à la règle initiale de trend following qui peut annuler les ordres en cours et empêcher le passage de nouveaux ordres ou le déclenchement des take profit ou stop loss (Figure 49).

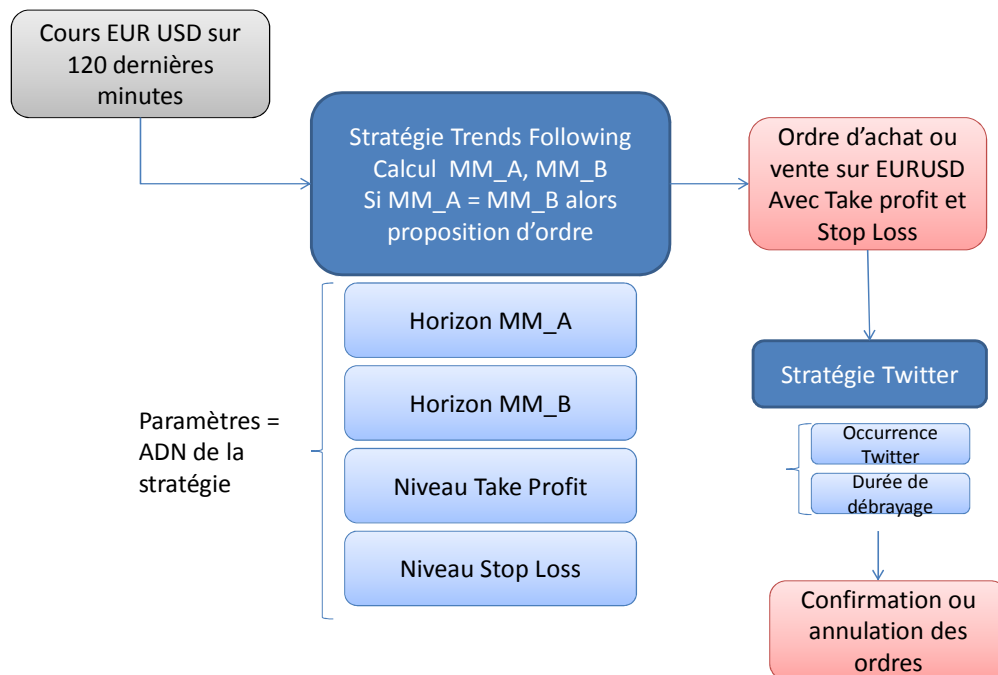


Figure 49 Amalgame d'une stratégie de Trend Following avec une stratégie Twitter

Application au cas du signal Twitter asémantique

Dans le cas du signal Twitter asémantique, on aura implémenté les paramètres suivants en fonction de l'occurrence de nouveaux mots qui apparaissent chaque minute dans le buzz Twitter

N1 = Niveau de déclenchement de l'alerte (de 1 à 70)

N2 = Durée d'application (de 1 à 120 minutes)

En cas de déclenchement (passage du niveau N1), tous les ordres en cours (passés par application de la stratégie de trend following) sont clôturés.

Application au cas du signal Twitter thématique

Sur le modèle du signal Twitter asémantique, on implémente de la même manière en fonction de l'occurrence de mots du buzz dépassant 90% de proximité avec N1 et N2 comme définis auparavant

Fonctionnement de l'algorithme génétique

Les algorithmes génétiques font l'objet d'une littérature abondante, plus ou moins dérivée des travaux de Goldberg [158] et reprenant des principes communs. Le schéma classique suit les étapes

successives de sélection et de reproduction d'un ensemble de meilleures solutions représentant environ 10% de la population totale.

Le concepteur doit d'abord définir l'ADN d'une solution et son interprétation associée, puis définir aléatoirement un ensemble de solutions candidates. L'algorithme suit différentes étapes : une étape d'évaluation des solutions interprétées au regard d'un problème donné, une étape de sélection des meilleures solution, une étape de reproduction qui consiste à marier les meilleures solutions entre elles pour créer une nouvelle génération.

La reproduction s'inspire de la biologie en calculant un individu enfant à partir de deux parents sur les principes du crossing-over : une césure est définie sur l'ADN des deux parents, la nouvelle solution héritera d'une fraction d'ADN du premier parent associé à la fraction d'ADN du second parent.

Dans cet expérimentation, L'ADN des solutions est codé en binaire et contient deux types de « gènes », un premier paquet décrit les paramètres de la stratégie de Trend following, un deuxième paquet décrit les paramètres de traitement du signal Twitter (Figure 50).

Gène Trends following

Horizon MM_A	Horizon MM_B	Niveau STOP_LOSS	Niveau TAKE PROFIT
7 bits	7 bits	4 bits	4 bits

Gène signal Twitter

N1	N2	Type d'action
7 bits	7 bits	2 bits

Figure 50 Codage des paramètres de la stratégie dans l'algorithme génétique

Le crossing over est réalisé simultanément une fois sur chacun des gènes, à une position aléatoire de deux « phrases » binaires (Figure 51).

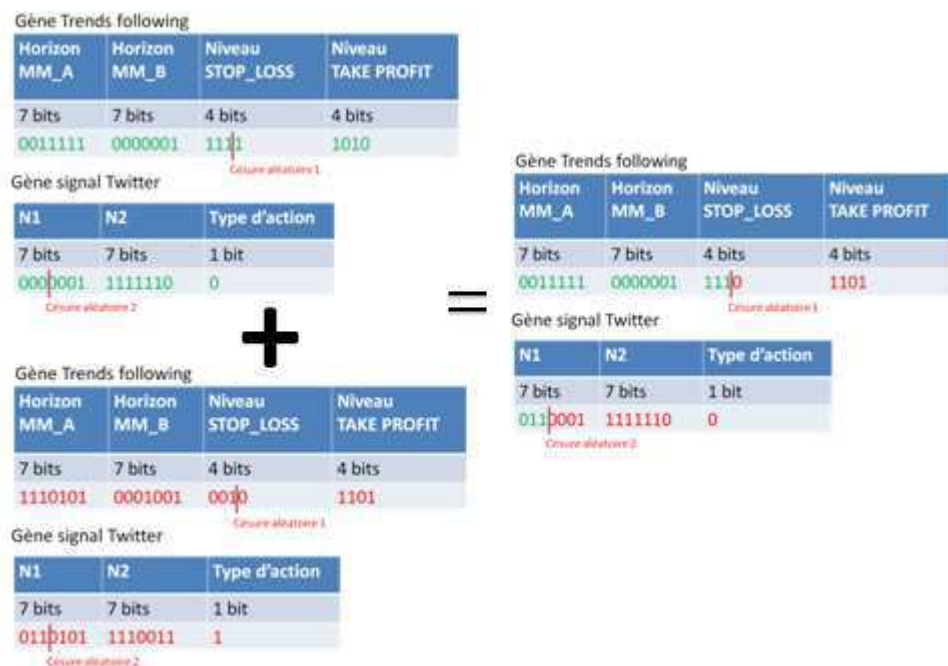


Figure 51 Crossing over

La sélection des reproducteurs est réalisée de façon aléatoire après l'étape de sélection selon les performances. On s'assure néanmoins que la distance entre deux reproducteurs est suffisante (moins de 90% de bits en commun), sinon l'opération est annulée afin d'éviter d'orienter l'algorithme sur la production de clones. A noter que la reproduction a un sens, déterminé par le choix des deux individus parents, la première partie du gène est celui du parent 1, la deuxième partie celui du parent 2.

La sélection des individus est réalisée chaque fin de semaine, les paramètres de l'algorithme ont été fixés arbitrairement après quelques tests : 10% de la population seront conservés comme géniteurs d'une nouvelle génération et l'âge « adulte » est établi à 8 semaines (les individus de moins de 8 semaines ne peuvent se reproduire et ne peuvent être éliminés).

Campagnes de calcul

La population de l'algorithme génétique a été initialisée à 10 000 individus définis aléatoirement, parmi les 2^{22} possibles. Ces 10 000 combinaisons ont été testées et optimisées chaque semaine sur un historique de 18 mois (horizon disponible de données Twitter). On peut estimer qu'environ 5% des solutions possibles ont été testées parmi toutes les solutions possibles mais sur des périodes comprises entre deux et 18 mois (selon la durée de vie de la solution).

Trois jeux de tests ont ensuite été mis en œuvre :

- ⇒ Stratégie de Trend following basique (optimisation sans le gène « Twitter »)
- ⇒ Stratégie de trend following + gène Twitter prenant en compte le signal Twitter thématique sur le mot « CRISIS »
- ⇒ Stratégie de trend following + gène Twitter prenant en compte le signal Twitter asémantique

Les trois expérimentations ont été réalisées dans des conditions strictement semblables, et à partir de populations de départ aléatoires.

Signal thématique

Le signal thématique axé sur le mot clef “Crisis” dont l’approche est plus rationnelle (et plus proche de l’état de l’art du News Analysis) aurait dû logiquement conduire à des résultats plus probants que l’approche asémantique.

Les résultats sont cependant très décevants (Tableau 1), entre le 1^{er} septembre 2010 et le 29 avril 2011, la stratégie Trend following + signal Twitter thématique a réalisé une contre-performance étonnante.

	Signal thématique
Omaxdrawdown / mois	-58%
Alpha	-16,8% !

Tableau 1 Résultats du signal thématique

A noter que cette expérimentation utilisait exactement le même process et les mêmes données que les autres algorithmes. Cette piste a donc été rapidement abandonnée, principalement en raison des problèmes techniques de mise en œuvre de requêtes massives sur le portail Google qui a conduit au blacklisting des IP (action du Firewall détectée en cours d’expérimentation).

Ces résultats sont donc donnés à titre d’information, les recherches sur un signal sémantique nécessitant probablement un accord de partenariat avec l’un des gros moteurs de recherche comme Google, Bing ou Yahoo.

Signal asémantique

La stratégie Trend following + asémantique a été comparée à la stratégie de Trend following seule sur une période de 8 mois, avec un cycle de sélection/reproduction de l'algorithme génétique toutes les semaines.

	Trend following + asémantique	Trend following seule
Ratio de Sharpe	3,27	2,78
max drawdown / day	-5%	-4,75%
max drawdown / month	-9,91%	-13,86%
alpha	6,01%	5,23%

Tableau 2 Comparaison signal asémantique

La performance des stratégies est publiée en pourcentage, avec le drawdown maximum permettant de s'assurer du réalisme des solutions proposées, au vu des risques. On note une amélioration substantielle de la performance de Trend following lorsqu'elle subit un "débrayage" en fonction du buzz Twitter, excepté une légère dégradation du max drawdown sur une journée (Tableau 2). Ces résultats étant donnés sur 8 mois seulement (les 10 premiers mois de l'historique ont été utilisés comme backtesting), on peut extrapoler une performance de 9% par an avec Twitter asémantique contre 7,83% sans.

La Figure 52 compare les performances hebdomadaires des algorithmes de trading avec et sans Twitter.

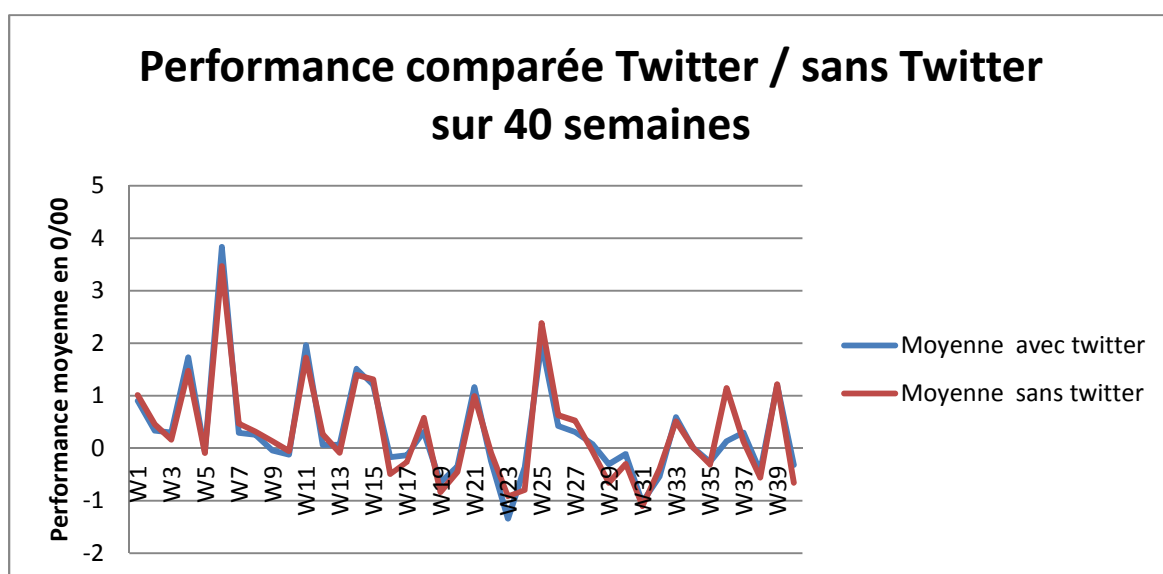


Figure 52 Performance comparée du signal asémantique, avec et sans Twitter

En affectant la valeur « -1 » lorsque Twitter dégrade les performances et « +1 » lorsqu'il les améliore, semaine par semaine, on obtient un graphique plus séduisant, montrant en moyenne un apport probable de Twitter, notamment à la fin de la période de 39 semaines (Figure 53). Pendant 23 de ces 39 semaines, l'algorithme avec Twitter a surperformé l'autre. Deux tests statistiques non paramétriques [159] le « sign test » et le « Wilcoxon signed rank test » ont été appliqués à ces données mais les résultats ne sont pas significatifs, c'est-à-dire une telle performance aurait pu être le fait du hasard.

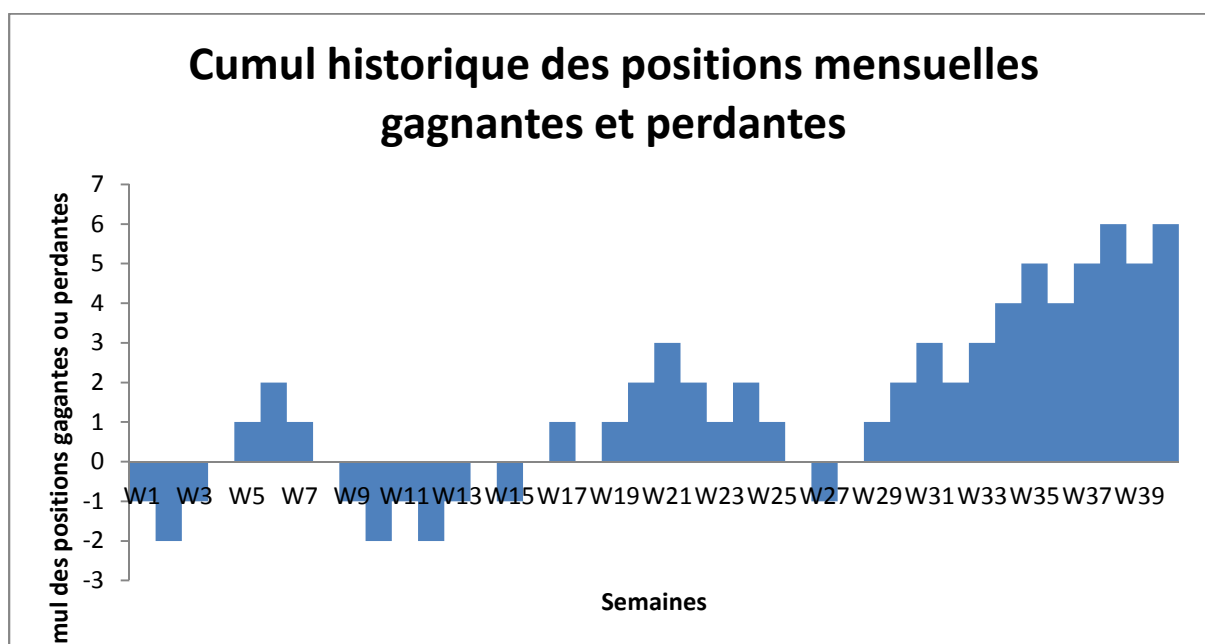


Figure 53 Cumul historique de comparaison « -1 » / « +1 » selon que le Twitter améliore ou dégrade la performance.

6.9 Conclusion

Dans cette première expérimentation, deux approches distinctes ont été testées, une approche thématique qui entend alimenter, sous un certain angle, un algorithme de trading à la manière des systèmes de News analysis ; en face : une approche asémantique qui considère au contraire que toute l'information a un sens et doit être intégrée au système de trading sans être ni interprétée, ni qualifiée.

Il apparaît clairement que l'approche asémantique est plus performante que l'approche thématique, ce qui constitue un résultat contre-intuitif singulier. Il confirme d'une certaine façon la théorie des marchés efficients avec cette conjecture : le signal thématique agit avec retard par rapport à l'information donc par rapport au marché, ce retard se « paie » logiquement en rentabilité.

Le signal asémantique permet de prendre de vitesse les intervenants du marché en intégrant les données sans les interpréter, il dispose d'un avantage concurrentiel important. Vincent [135] a d'ailleurs pu mesurer précisément la valeur de cette avance de phase, de l'ordre de quelques minutes. Il est difficile de déterminer clairement, même a posteriori, ce qui fait la valeur de cette information qui ressemble à du bruit mais on peut émettre l'hypothèse de la capacité du signal asémantique à détecter des signaux faibles et des micro-ruptures dans le flot d'informations Twitter.

Enfin, la ressemblance entre les données du VIX et celles de Twitter, même sur une période très brève, est particulièrement troublante et constitue un axe de recherche pertinent pour exploiter de façon opérationnelle²⁵ les données des médias sociaux.

²⁵ . On notera que la capacité d'anticipation de la valeur VIX avec cette méthode serait de l'ordre de plusieurs heures

7 Expérimentation Krabott : HC appliqué à l'optimisation des stratégies de trading

L'appel au Human Computation dans l'optimisation d'une stratégie de trading suppose d'accorder des idées, des concepts, des intuitions venant d'un grand nombre de contributeurs et de façon automatique. Fold-it, décrit au chapitre 4.2, a montré que l'utilisation du serious game était possible même sur des sujets très complexes. Il facilite le recrutement, la formation et l'animation des participants en les mettant au diapason d'un objectif commun.

Fold-it bénéficie d'un moteur graphique 3D qui transforme la manipulation des protéines en un puzzle plus ou moins élaboré : la protéine étant par nature un assemblage chimique d'acides aminés. La biochimie a donc l'énorme avantage de travailler sur trois dimensions seulement, ce qui rend sa modélisation accessible à tout utilisateur capable de résoudre un puzzle simple. Mais dans le cas du trading algorithmique, la représentation graphique d'une stratégie, qui permettrait aux utilisateurs de la manipuler sur une interface ludique n'est pas possible du fait du nombre de dimensions simultanées élevées (chaque variable de la stratégie de trading correspondant à une dimension). Pour engager des expérimentations sur ce sujet, il faudra donc trouver un moyen permettant aux utilisateurs de travailler l'optimisation et la manipulation d'une solution algorithmique complexe, sans efforts ni compétences particulières.

Utilisation des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques permettent une modélisation intuitive pour les utilisateurs, qui, sans formation particulière permettrait de résoudre le problème de la représentation graphique de la solution. L'« individu/solution » de l'algorithme génétique est, en effet, un concept simple à appréhender et sans limites de complexité, au même titre qu'un enfant est capable de décrire, comprendre, voire anticiper le déplacement d'une fourmi sur le béton sans connaître le contenu de son ADN qui explique pourtant son comportement.

L'utilisation d'un algorithme génétique dans les expérimentations permettrait donc de rendre accessible aux utilisateurs le fonctionnement intrinsèque du processus d'optimisation ou d'exploration des solutions sans formation particulière, que l'utilisateur en soit le spectateur ou l'acteur. En outre, les algorithmiques génétiques possèdent des variantes très intéressantes pour le

Human Computation : les variantes HBGA (Human Based Genetic Algorithm) et IGA (Interactive Genetic Algorithm) qui permettent d'impliquer des humains au cœur du processus d'exploration ou d'optimisation. Enfin, les algorithmes génétiques sont très peu typés et permettent d'optimiser des paramètres de stratégies de trading basique ayant un nombre de combinaisons très élevé, ce qui permet de travailler sur une grande variété de solutions.

7.1 Disposer d'un référentiel de comparaison fiable

Les caractéristiques des algorithmes génétiques HBGA et IGA vont permettre à la fois de réaliser un système de trading algorithmique fondé sur le Human Computation mais également de comparer les performances avec un algorithme génétique classique dont tous les individus sont issus d'un calcul sans intervention humaine (Figure 54)

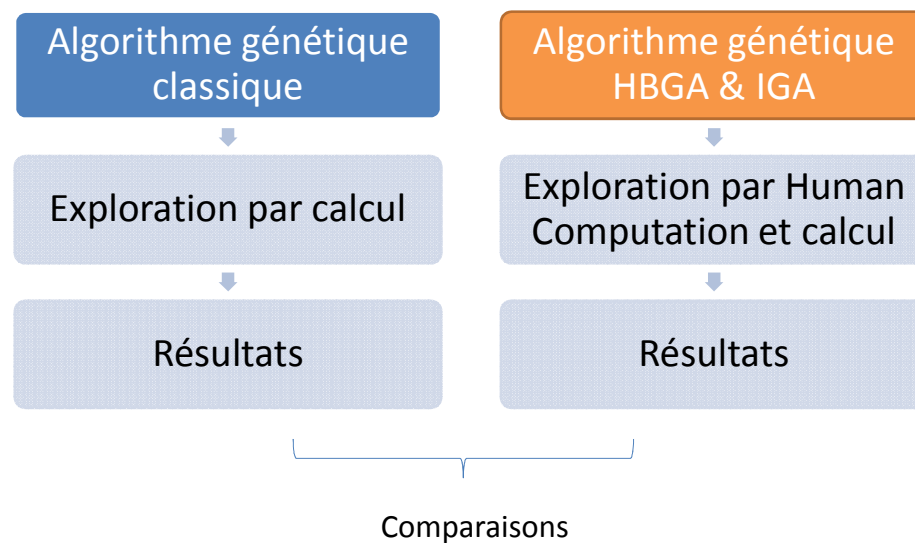


Figure 54 Opportunité offerte par les algorithmes génétiques de comparer un processus avec et sans HC

Ainsi, un système de trading algorithmique fondé sur un algorithme génétique HBGA&IGA pourra être considéré comme un système de Human Computation complet. Il pourra être comparé à son frère jumeau : un algorithme génétique classique, utilisant exactement les mêmes règles de fonctionnement mais cette fois sans intervention humaine. L'apport du HC dans un système de trading algorithmique pourra alors être mesuré avec précision et sans erreurs.

Afin de disposer d'une plate-forme expérimentale permettant de mettre en œuvre un système de HC appliqué au trading algorithmique, un jeu grand public a été développé et mis en ligne fin 2009 et jusqu'en 2013 avec trois versions successives. Le jeu baptisé « Krabott » est présenté comme un « serious game », Son apparence est ludique et l'ergonomie simplifiée mais les données sont celles des marchés financiers et les opérations d'achats ou de ventes sont réalisées dans des conditions identiques au réel.

La conception du jeu Krabott a débuté en parallèle du projet Fold-it, dont il s'est finalement inspiré au fil des versions. Le lancement du jeu Krabott a fait appel à des compétences pointues et des développements spécifiques (comme le calcul parallèle) qui ont demandé une charge de travail importante sur une durée d'environ 4 ans, avec des investissements en matériel de plus d'une dizaine de machines équipées de cartes graphiques 3D (pour permettre du calcul sur GPU).

Une société AVIOMEX SAS [160] a été fondée afin de supporter les investissements nécessaires à la mise en œuvre du projet Krabott.

L'objectif de l'expérimentation Krabott (à l'instar de Fold-it) est de comparer la performance de joueurs humains par rapport à des robots, utilisant les mêmes techniques d'optimisation afin de mesurer précisément l'apport du Human Computation, notamment par l'émergence de nouvelles stratégies originales et performantes. Il s'agit donc de disposer d'un groupe d'utilisateurs suffisamment large pour mesurer la capacité de l'humain à améliorer les paramètres ou le choix de stratégies de trading algorithmiques existantes.

Des stratégies fondées sur l'analyse technique

Les stratégies de trading sélectionnées pour cette expérimentation sont de même nature que celles utilisées dans l'expérimentation Twitter : il s'agit de techniques de trading relativement basiques et plus ou moins spéculatives, afin de renforcer le côté ludique du jeu. Trois types de stratégies ont ainsi été étudiées en vue de leur intégration dans les trois versions successives de la plate-forme Krabott :

- ⇒ le trend following,
- ⇒ la reconnaissance de forme,
- ⇒ la méthode par accumulation.

Ces trois familles de stratégies ont également été sélectionnées en raison de la forte combinatoire sur leur paramétrage, permettant de disposer d'un champ des possibles très important et donc de justifier, a priori, l'utilisation d'heuristiques et de processus d'optimisation faisant appel au HC. Ces techniques seront décrites avec le détail des expérimentations dans les paragraphes suivants.

7.2 Contraintes de fréquence et profondeur d'historique

La plate-forme de trading mise en œuvre sur les trois versions de Krabott, travaille sur des données au « tic » c'est-à-dire que chaque changement de cours est enregistré en base de données. Cette caractéristique permet théoriquement de travailler sur des stratégies cadencées à des hautes fréquences (sans toutefois accéder à la dimension relative au carnet d'ordres). Néanmoins et jusqu'en 2013, pour répondre à des contraintes matérielles de capacité de calcul et de stockage, l'ensemble des stratégies auront travaillé avec un grain à la minute et non au « tic ».

La profondeur d'historique de travail est également (comme dans le cas de l'expérimentation Twitter) fixée aux 120 dernières minutes en raison de contraintes matérielles, c'est-à-dire que les stratégies ne disposent que des 120 dernières minutes de données glissantes pour prendre une décision. Enfin, la plate-forme fonctionne de lundi matin 9h00 à vendredi soir 17h00, heure à laquelle toutes les positions sont clôturées.

7.3 Krabott, l'analogie avec Fold-it

Krabott s'est largement inspiré du projet Fold-it pour mener à bien les expérimentations relatives au HC et concernant notamment l'organisation du jeu.

Dans Fold-it, les « problèmes » posés aux joueurs sont appelés des « puzzles », les experts postent des puzzles à « résoudre » sur le serveur Fold-it, les joueurs les manipulent et l'équipe de développement s'assure de la cohérence des résultats présentés par les joueurs et de leur pertinence. Krabott est également conçu sur ce modèle : l'équipe de développement assure la cohérence d'ensemble de l'application et fixe notamment les règles d'évolution et de mutation des solutions. Des experts préconisent des « puzzles » de stratégies de trading à optimiser et mettent à

disposition des joueurs les premières combinaisons. Enfin, l'ensemble des solutions est évalué sur le marché du FOREX. Chaque type de puzzle correspond à une « espèce » de Krabott distincte.

Krabott partage avec Fold-it une caractéristique importante : le champ des solutions – c'est-à-dire leur nombre, leurs caractéristiques, leur période d'émergence – n'est pas connu a priori. La difficulté d'implémentation de Krabott consiste donc à concevoir un jeu dont on ne connaît pas à l'avance la nature de la solution. En revanche, contrairement à Fold-it la solution « Krabott » n'a pas de performance stable; en effet, une stratégie de trading a, par nature, une durée de vie limitée, son efficacité atteint ses limites avec son « breakpoint ». L'enjeu de Krabott est donc à la fois de trouver les meilleures stratégies mais aussi et surtout d'être en mesure de les renouveler en permanence.

Le problème de la représentation graphique

Krabott se démarque, néanmoins, sur quelques points importants de Fold-it. L'article de « The challenge of designing scientific discovery games » [119] décrit les différents aspects à prendre en compte pour construire un jeu de résolution. C'est une base intéressante pour construire le projet Krabott dont les versions 2 et 3 reprendront les grands principes.

La représentation graphique de la solution est présentée par les auteurs comme une clé de succès à la fois pour la popularité d'un « serious game » mais surtout pour sa compréhension par les joueurs. Dans le cas de Fold-it, la représentation graphique d'une solution est tout simplement la représentation en trois dimensions d'une molécule, l'objet est donc facilement interprétable par les joueurs. Et quoique simplifié par rapport à la réalité, le résultat attendu est directement visible et compréhensible (Figure 55 Représentation 3D d'une protéine sur Fold-it [114]).

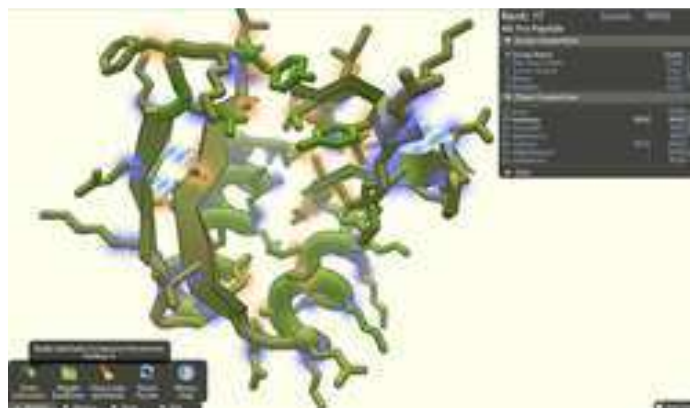


Figure 55 Représentation 3D d'une protéine sur Fold-it [114]

Le problème principal de Krabott tient dans la difficulté à représenter graphiquement et de façon compréhensible une stratégie de trading et en particulier :

- ⇒ pour décrire les fondements des stratégies empruntées à l'analyse technique comme les vagues d'Elliott, méthodes de retournement, trend following....
- ⇒ pour représenter d'une façon uniforme des stratégies très hétérogènes.

Il faudrait, en effet, pour « expliquer » un Krabott, pouvoir dérouler auprès de l'utilisateur tout son ADN, l'interpréter puis accrocher chacun des paramètres aux stratégies de trading correspondantes. Toute représentation exhaustive en 2D ou 3D est donc exclue. La représentation graphique des solutions constitue un premier obstacle à la transposition des principes de Fold-it en trading algorithmique.

Caractère éphémère d'une stratégie de trading

En finance quantitative, l'algorithme ultime n'existe pas... longtemps ! Cette caractéristique s'explique de deux façons par deux écoles différentes. Selon le principe de l'EMH [84], il n'existe pas de stratégie spéculative gagnante sur le long terme (l'ensemble des informations dont dispose le marché étant déjà pris en compte par le marché), les stratégies gagnantes sont donc le résultat du hasard ou d'impostures. Malgré tout, l'analyse technique prétend identifier des stratégies gagnantes contre l'EMH, en arguant par exemple d'une durée de vie limitée des stratégies et en introduisant la notion de breakpoint [161] .

Dans tous les cas, l'environnement (c'est-à-dire les marchés financiers) est donc totalement dynamique et complique singulièrement le travail collectif d'optimisation itérative des stratégies. La valeur d'un joueur tiendra autant dans sa capacité à améliorer une stratégie existante qu'à exclure du jeu une stratégie obsolète. Krabott est donc, contrairement à Fold-it, un jeu sans fin où il n'existe pas de solution stable.

7.4 Le moteur algorithmique des Krabott

Krabott est un univers ludique où l'objectif est de constituer la meilleure équipe de « Krabott », c'est-à-dire la meilleure stratégie de trading systématique sur la paire EUR/USD (marché du Forex) puis sur d'autres paires de devises dans la dernière version.

Le moteur des Krabott est un algorithme génétique basique, déjà utilisé (mais sans intervention des joueurs) dans l'expérimentation « Twitter » du chapitre 6.6. Le joueur est invité à prendre part aux différentes étapes d'un algorithme génétique :

- ⇒ Il constitue son équipe en piochant parmi des solutions existantes (issues d'une première sélection automatique).
- ⇒ Il aura ensuite la liberté de reproduire entre elles les stratégies les plus prometteuses ou bien de tenter d'improbables associations. Le joueur intervient donc dans les étapes de sélection puis de reproduction.
- ⇒ Le joueur peut ensuite appliquer ses stratégies sur son propre portefeuille. Il en fera également bénéficier la communauté puisque chaque joueur peut engager des reproductions avec les Krabott de son équipe.

En agissant de cette façon, le joueur exécute manuellement un processus d'exploration ou d'optimisation heuristique propre à un algorithme génétique. Il devient donc l'acteur (généralement) inconscient d'un processus d'optimisation globale de stratégies de trading dont il ignore les ressorts.

Cette mécanique a déjà été mise en œuvre dans le cadre des algorithmes HBGA (Human Based Genetic Algorithm) et IGA (Interactive Genetic Algorithm), le lien avec le HC entre l'approche HBGA & IGA sera établi *a posteriori* quelques années plus tard.

Principe général des algorithmes génétiques

L'algorithme génétique est conçu sur un schéma très classique avec les étapes de sélection et de reproduction des meilleures solutions (Figure 56).

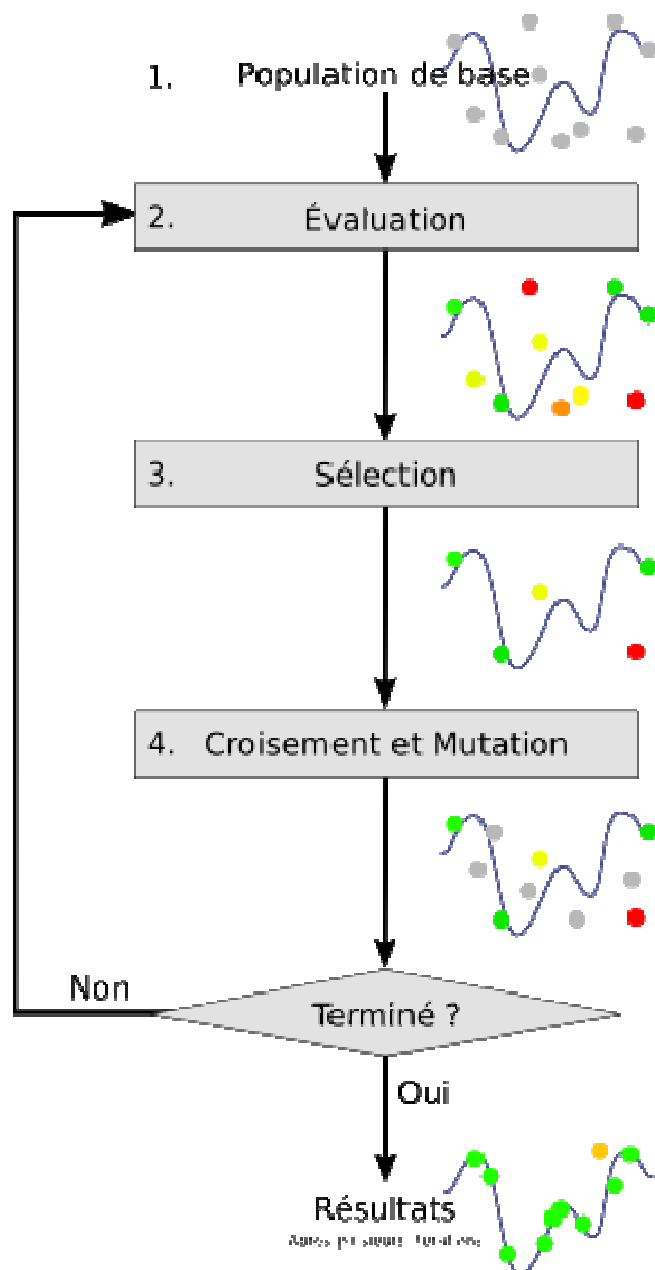


Figure 56 Schéma de principe des algorithmes génétiques – Wikipedia [162]

Les algorithmes génétiques ont initialement été conçus pour travailler de façon autonome sur un jeu de données stables afin de fournir à l'opérateur un résultat ou un ensemble de résultats performants (selon des critères déterminés à l'avance). L'objectif de l'expérimentation Krabott est d'utiliser le principe des algorithmes génétiques mais dans le cadre d'un mécanisme de Human Computation : des joueurs humains vont intervenir dans certaines phases de calcul.

Les algorithmes génétiques sont d'une grande variété. Dans le cas de Krabott certains choix d'implémentation ont été fixés au départ et sont communs aux trois versions.

L'algorithme génétique Krabott utilise le codage binaire, ce qui correspond à décrire les paramètres de chaque stratégie comme une suite binaire : l'ADN de la solution. Certains blocs sont définis arbitrairement dans cette suite, permettant d'en interpréter le contenu, comme dans le cas de l'expérimentation Twitter (Figure 57). Le nombre de bits est choisi en fonction du degré de précision souhaité, ils sont définis arbitrairement ou en fonction des contraintes techniques (fréquence de travail par exemple).

Gène Trends following

Horizon MM_A	Horizon MM_B	Niveau STOP_LOSS	Niveau TAKE PROFIT
7 bits	7 bits	4 bits	4 bits

Gène signal Twitter

N1	N2	Type d'action
7 bits	7 bits	2 bits

Figure 57 Exemple de codage binaire d'une stratégie de Trend following

Le crossing over est réalisé « bloc par bloc », certains auteurs parleront de « chromosomes ». Concrètement il s'agit d'appliquer un crossing over sur chaque bloc de nature différente. Cette option avait également été implémentée dans le cas de Twitter (Figure 58)

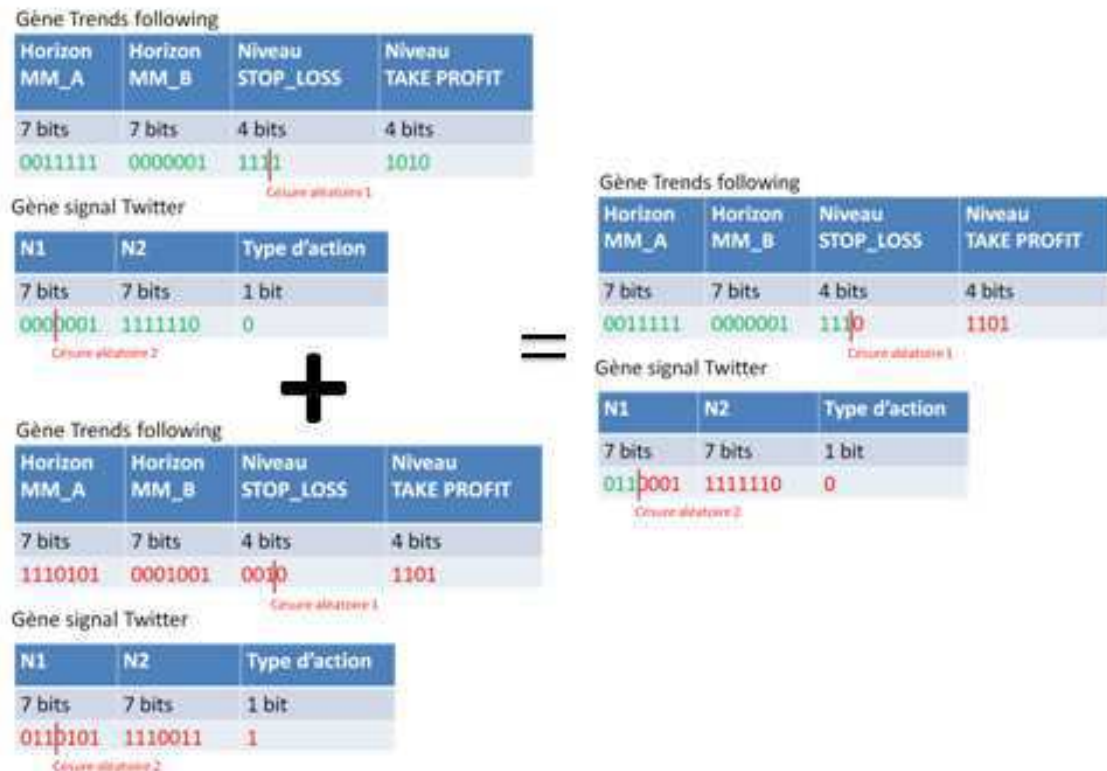


Figure 58 Rappel crossing over bloc par bloc

7.5 Les variantes HBGA et IGA pour mettre en œuvre le HC

Les algorithmes génétiques sont décrits depuis les années 1990 comme une heuristique robuste permettant l'exploration et l'optimisation d'un système « en aveugle », c'est-à-dire sans avoir besoin, ni pour l'opérateur, ni pour l'algorithme lui-même de chercher à « comprendre » le comportement du système. Kosorukoff [163] a mis en œuvre une approche paradoxale d'implémentation des algorithmes génétiques en plaçant l'humain au cœur du processus d'optimisation (plutôt qu'au sommet) en modifiant deux étapes clefs du processus : la phase de sélection et la phase de reproduction.

Le « Human based genetic algorithm » est donc un algorithme génétique particulier qui fait intervenir des humains dans son processus d'optimisation [163]. Les recherches ont montré un gain substantiel par rapport à l'utilisation d'un automate dans les phases de sélection et de reproduction.

Avec les HBGA, on citera également les algorithmes génétiques de type IGA qui proposent une évaluation des solutions réalisées par des humains plutôt que sur des critères automatiques (comme

le classement des meilleures solutions évaluées par une « fonction objectif »). Les algorithmes HBGA et IGA n'ont pas eu, à l'époque, un grand succès pour une raison simple : difficile de motiver des humains dans un processus de sélection abscond.... surtout au début des années 2000 où les jeux massivement multi-joueurs en étaient à leurs tous débuts. Mais aujourd'hui, la grande maturité des utilisateurs de l'internet et la généralisation des jeux en ligne communautaires comme « WOW [56] » ainsi que l'évolution des technologies permettent d'embarquer l'humain dans un processus de HBGA à grande échelle pour peu qu'il soit habilement présenté sous forme ludique comme Fold-it.

Description du HBGA

Le principe des algorithmes HBGA est de confier les tâches les plus subjectives du processus d'optimisation génétique à des humains. Il s'agit généralement de soumettre, à un groupe de personnes, le soin de sélectionner les meilleures solutions ou les couples de solutions à reproduire plutôt que d'établir une sélection selon des critères mécaniques.

Description du IGA

A l'origine des algorithmes génétiques, il n'était pas envisagé de faire appel à un large public pour évaluer le résultat du processus mais rapidement, certains auteurs ont formalisé le principe d'un algorithme génétique interactif « Interactive Genetic Algorithm » (Figure 59), dont le critère d'évaluation serait confié à des internautes en nombre, [164], [165], [166], [167], [168], [169].

L'IGA introduit également, *de facto*, le principe de solutions éphémères, puisque la « satisfaction » de la foule devient l'objectif de l'optimisation. On peut s'attendre à ce que la nature de cette satisfaction évolue dans le temps.

L'amalgame IGA avec HBGA pour résoudre des systèmes complexes répond finalement à la définition d'un système de Human computation à part entière ; où l'humain apparaît comme une « machine » au service de la machine.

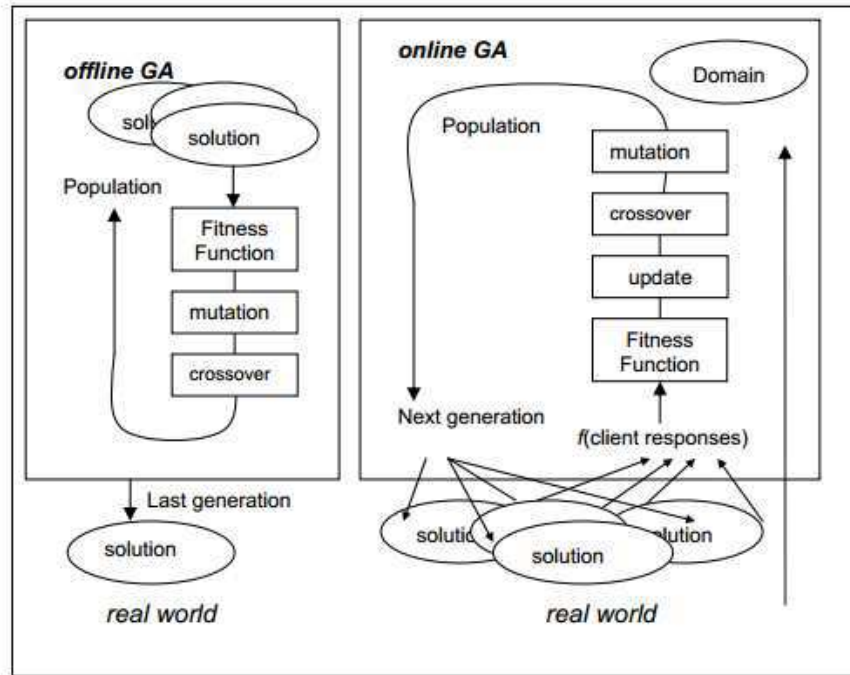


Figure 59 Schéma extrait de « online genetic algorithm » IGA [170]

Les algorithmes génétiques [158] constituent également un outil autorisant une représentation « biologique » d'un problème donné, en utilisant des concepts et une sémantique souvent connus du grand-public car très imagés. On place ainsi le joueur dans une position d' « éleveur » de solutions en faisant appel à des métaphores « agricoles » et ludiques, compréhensibles par tous. Cette facilité » de compréhension auprès d'un large public est un élément déterminant dans le succès de mise en œuvre d'une démarche HBGA & IGA.

L'approche génétique pour l'optimisation de stratégies de trading n'est pas nouvelle. Depuis les années 90, certaines recherches visent à optimiser les paramètres de stratégies de trading en utilisant ces principes [156]. En revanche il n'y pas encore d'exemple d'utilisation d'un algorithme HBGA et/ou IGA en finance quantitative.

Amalgame IGA & HBGA

L'amalgame IGA & HBGA a déjà été réalisé [6] dans une expérimentation où les phases de sélection, cross-over, mutation et évaluation étaient soumises à un groupe d'utilisateurs plutôt qu'à la machine (Figure 60)

	Initialization	Selection	Crossover	Mutation
IGA	Computer	Human	Computer	Computer
HBGA	Computer	Human	Human/ Computer	Human/ Computer

Figure 60 Tableau de synthèse proposé par Cheng&Kosorukoff [171]

Cette option sera reprise dans les différentes versions de Krabott.

7.6 Implémentation Krabott

La démarche Krabott consiste donc à mettre en application, dans la sphère du trading algorithmique les principes de HBGA et IGA, c'est-à-dire des processus faisant appel à des utilisateurs humains pour chacune des phases d'optimisation de l'algorithme génétique. Néanmoins, face au champ des possibles très étendu, Krabott propose un « dégrossissage » des solutions permettant d'évacuer, dès l'origine, les solutions les plus éloignées de la cible.

Krabott travaille donc toujours en deux phases (Figure 61) :

- ⇒ Optimisation par algorithme génétique classique = phase de dégrossissage ou de « chauffe »
- ⇒ Optimisation « fine » par HC = application simultanée des principes HBGA et IGA.

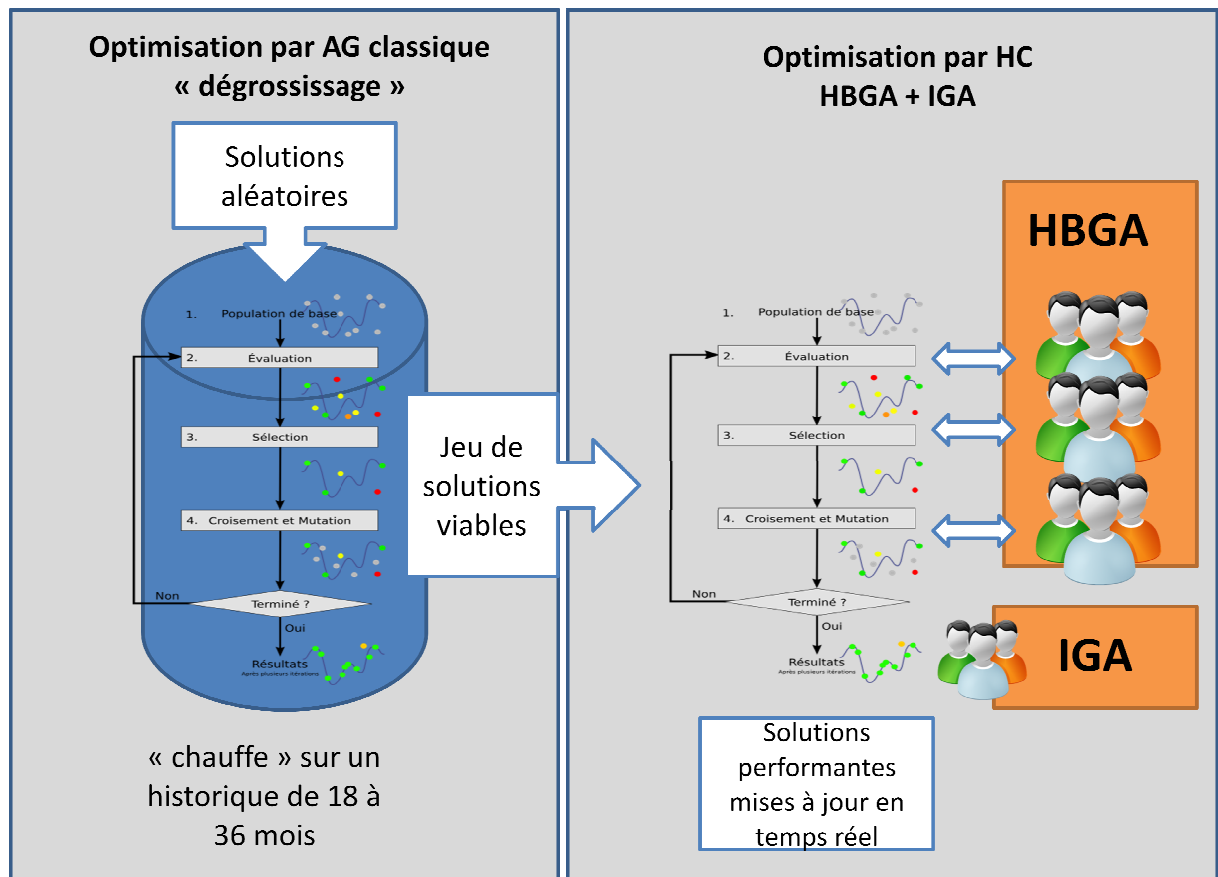


Figure 61 Architecture générale des différentes versions de Krabott

Détail important : la période de « chauffe » ne travaille pas sur les mêmes données que la période faisant appel au HC. La « chauffe » utilise des données historiques sur 18 à 36 mois tandis que le processus d'optimisation par HC est temps réel [172].

Acquisition des données FOREX

Le marché du FOREX est particulièrement actif et liquide. Techniquement il va faciliter la mise en œuvre de la plate-forme Krabott car les données de marchés sont facilement accessibles à la minute sur un historique de plusieurs années – gratuitement – auprès de différents brokers ou fournisseurs de données. On constate, néanmoins une certaine disparité dans ces données et parfois des vides inexplicables de quelques heures. N'ayant pu avoir accès à des sources d'information professionnelles et payantes, les données antérieures à 2010 sont d'une qualité médiocre.

Disponibilité de la donnée en temps réel

Afin de rendre le jeu le plus réaliste possible et d'éviter des biais sur les données, un système d'acquisition et de traitement des données de marché FOREX en temps réel et permettant d'alimenter le jeu Krabott a été mis en œuvre dès 2009. L'acquisition a été implémentée « à la minute » de novembre 2009 à avril 2011, puis « au tic » jusqu'en 2013.

L'interface a été réalisée avec le logiciel de trading MetaTrader5 édité par MetaQuotes [172]. Pour la promotion de son soft, MetaQuotes fournit une plate-forme de test permettant de travailler sur des données FOREX en temps réel. En développant un plug-in spécifique sur ce logiciel, il est ainsi possible de récupérer les données et de les stocker sur une base de données, ce qui a été réalisé dès 2009 sur la paire EURUSD, puis EURGBP, EURJPY et EURCHF (Figure 62).



Figure 62 Logiciel de trading Metaquotes

7.7 Les prototypes Krabott V1&V2

Le premier prototype de Krabott a été élaboré et testé en 2008 sur une stratégie de trading grossière faisant appel à la reconnaissance de forme appliquée à l'indice DAX puis au FOREX. Cette option ayant été rapidement abandonnée pour des raisons de fiabilité et de disponibilité des données en temps réel, elle ne sera pas présentée en détail dans ce document.

Cette première version a, néanmoins permis de consolider l'architecture technique à mettre en œuvre pour simuler des opérations en temps réel et d'autre part elle a posé les bases ergonomiques des Krabott avec les premiers joueurs beta-testeurs.

Les créateurs de Fold-it ont défini un canevas général pour la création de jeux d'optimisation [119]. Plusieurs points vont être repris dans cette première version de l'expérimentation Krabott :

1. La représentation sous une forme ludique d'un problème complexe et éloigné des préoccupations du grand-public « translate a class of computationnaly difficult scientific into puzzles » [119].
2. L' **Accessibilité** au plus grand nombre, débutants y compris
3. L' **Architecture trois profils** : organisateur, posteurs experts et joueurs

Ces trois volets ont été adressés dès la version 1 du jeu Krabott et n'ont pas été modifiés dans les versions ultérieures.

La représentation d'une solution complexe en modèle intuitif est particulièrement ardue dans le cas du trading algorithmique. Krabott propose au joueur l'optimisation de stratégies dont la complexité interdit une représentation graphique directement intelligible par un débutant. Les actions de trading elles-mêmes posent également problème, un joueur étranger au monde de la finance a généralement du mal à appréhender les notions de spread, de conversion de devises et de positions « short ». Comme le préconisent les créateurs de Fold-it, il faut donc cacher au joueur la complexité du problème.

La sémantique et l'univers Krabott permettent au joueur de faire abstraction de la complexité des stratégies utilisées dans le jeu. Le mot « Krabott » étant lui-même synonyme de « stratégie candidate de trading algorithmique ».

Krabott s'appuie sur une sorte de lexique pour présenter des concepts aux joueurs qu'ils seront à même de manipuler avec un minimum de formation. Ce lexique a été enrichi au fil de l'eau pour désigner certains processus ou certaines actions en particulier :

- ⇒ **Krabott** : Automate de trading
- ⇒ **Desk** : Ensemble des stratégies sélectionnées par un joueur
- ⇒ **Reproduction** : Crossing-over entre deux stratégies selon le principe des algorithmes génétiques

- ⇒ **Suppression** : Elimination d'une stratégie jugée non-performante par l'utilisateur (selon le principe des IGA)
- ⇒ **Clonage** : Copie à l'identique d'une stratégie de trading
- ⇒ **Gain** : performance du joueur cumulée, exprimée en « pour mille »
- ⇒ **Performance propre d'un Krabott** : Gain d'un Krabott en « pour mille » cumulé depuis son premier jour d'exécution
- ⇒ **Naissance d'un Krabott** : Démarrage de la période d'évaluation d'une stratégie associée à un Krabott

Pour rendre le jeu accessible au plus grand nombre, les créateurs de Fold-it insistent sur l'ergonomie du jeu permettant une prise en main rapide par des débutants. Krabott a donc fait appel à une agence de communication (via AVIOMEX SAS) pour présenter une ergonomie séduisante et s'est également attaché à proposer Krabott sur des terminaux mobiles (IOS, Androïd, tablettes) pour démocratiser au maximum l'accès au jeu. L'option de présenter au public un « serious game » pour faciliter le recrutement a été le concept initial de Krabott.

Le nom « Krabott » a été choisi pour définir à la fois le nom du jeu et son personnage principal et ne pas rebuter les joueurs qui ne maîtrisent pas le vocabulaire du trading. Le graphisme du jeu, relativement spartiate sur la version 1 a néanmoins permis aux premiers joueurs d'interagir avec des robots de trading en constituant leur propre panel de « Krabott » (Figure 64).

Organisation du jeu

Sur Krabott, le jeu a été organisé (Figure 63) de la même façon que Fold-it avec des moyens néanmoins plus réduits :

- ⇒ *L'organisateur* définit les règles du jeu, maintient la plateforme et met en œuvre des améliorations.
- ⇒ *Les experts « quants »* formalisent des grandes familles de stratégies qui seront codées pour permettre la manipulation des solutions par un algorithme génétique.
- ⇒ *Les joueurs* manipulent les solutions par croisement et sélections successives.



Figure 63 Architecture du jeu Krabott

Tâtonnements ergonomiques initiaux

Le jeu a d'abord été « posé » sur Internet en 2009 sans réellement fixer d'objectif au joueur. Grossièrement, il s'agissait de rechercher et d'activer les meilleurs Krabott. Une fois activés, ces Krabott permettaient d'enregistrer des « points » correspondant à leur performance.

L'offre Krabott V1 n'était donc pas très alléchante, ni très compréhensible. Krabott a donc subi un taux d'attrition très élevé de l'ordre de 90%, peu de joueurs dépassant deux ou 3 connexions. L'ergonomie spartiate (Figure 64) même pour un « serious game » n'est pas compatible avec un public versatile et dont le temps est précieux. Le travail sur l'ergonomie est donc rapidement apparu comme incontournable, à la fois pour donner un aspect ludique au jeu mais aussi pour faciliter la compréhension de certaines actions ou indicateurs. La version 1 des Krabott n'était donc pas à niveau et les graphismes spartiates ont certainement contribué à faire fuir les premiers Beta-testeurs.

L'accès par login/pswd est également un problème sur une application déjà peu conviviale. Malgré un processus de postage du mot de passe par mail assez classique, il semble que le public attende d'une application ludique de pouvoir naviguer suffisamment loin dans l'arborescence avant d'avoir à déclarer son profil et retenir un mot de passe. En outre, de nombreuses applications

s'appuient sur l'authentification de systèmes tiers comme Gmail ou Facebook ce qui rend les internautes plus paresseux...

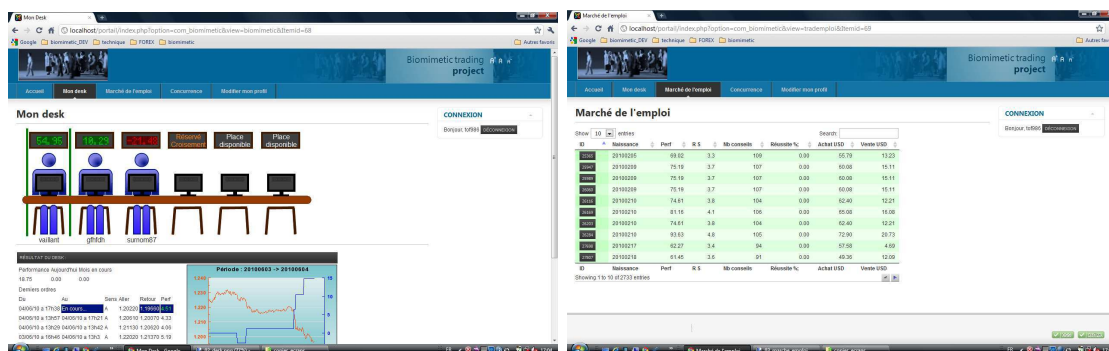


Figure 64 Ecrans de Krabott V1

Temps réel, qualité de la donnée

La mise en œuvre du jeu en temps réel s'est avérée bien plus complexe que prévu, notamment pour disposer d'une donnée fiable. La première version de Krabott allait interroger un site de bourse en ligne (boursorama.com) toutes les minutes en rafraîchissant une page Html.

Ce procédé viable pour quelques jours s'est révélé totalement inadapté au maintien d'un service continu auprès des utilisateurs. En outre, il a fréquemment faussé le comportement des Krabott qui n'auront pas perçu certaines variations des marchés avec des « blancs » de deux minutes à deux jours. Enfin, la plupart des sites web grand-public ont mis en œuvre des stratégies anti-robots capables d'identifier des connexions récurrentes, assimilées à une attaque par déni de service. Enfin, la taille des bases de données pose rapidement un problème de temps de calcul lorsqu'il s'agit d'évaluer des dizaines de milliers de stratégies simultanément. L'utilisation d'une architecture informatique standard et d'une approche « tout en base de données » a rapidement montré ses limites.

Promotion et viralité

En dehors du petit cercle des initiés au projet, la promotion et le bouche à oreille sur Krabott s'est rapidement essoufflé sur la version 1. A moins de toucher des cercles (étudiants par exemple) directement intéressés par la finance ou la recherche (ce qui n'est pas l'objectif), la capacité à promouvoir Krabott pour recruter des joueurs « grand public » est une difficulté supplémentaire à laquelle n'a pas su répondre la version 1. La version 2 des Krabott vise à stabiliser progressivement le

concept Krabott pour présenter une version stable fiable et cohérente au grand public. Les chantiers principaux de la version 2 sont :

- ⇒ Acquisition industrielle des données de marché
- ⇒ Ergonomie « à l'état de l'art »
- ⇒ Famille de stratégies de trading plus robustes
- ⇒ Capacité d'acquérir et de fidéliser des joueurs

La version 2 est restée tout au long de l'expérimentation un « prototype opérationnel » avec de nombreuses mises à jour, corrections de bugs etc... Si Krabott V2 a permis de démarrer certaines mesures en 2012 de l'apport du HC dans les performances d'une stratégie de trading, l'instabilité de cette version n'a pas permis de réaliser des tests statistiques fiables sur des données homogènes.

Krabott V2 a ciblé en premier lieu des joueurs amateurs avec un intérêt pour la finance mais, *a priori*, sans connaissances particulières sur les principes de l'analyse technique ou de la finance quantitative. La diversité et la taille de la population sont un pré-requis important pour l'émergence d'une intelligence collective efficace [21].

7.7.1 Options ergonomiques

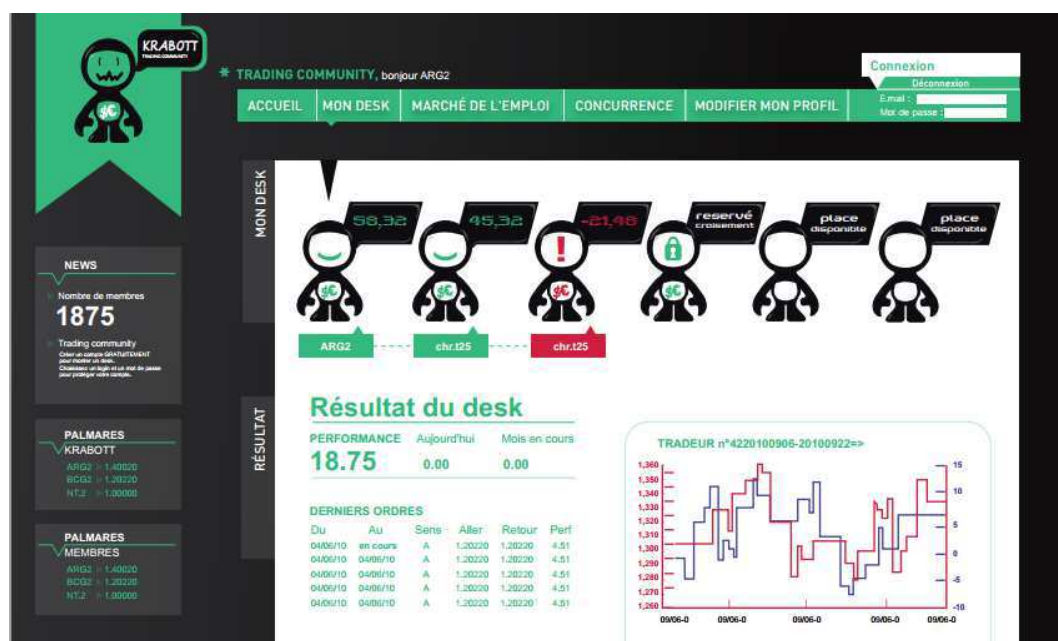
De nombreux jeux fondés sur des métaphores de vie artificielle font partie du patrimoine culturel acquis durant l'enfance ou l'adolescence de nombreux jeunes adultes. Les Tamagotchi [173] (jeu qui consiste à prendre soin d'un petit animal virtuel doté d'un caractère propre) ou les Pokemon [174] (le joueur constitue des équipes de personnages doués de certains pouvoirs et capables de s'entraider) ont connu des succès considérables dans le monde. Ces jeux partagent entre eux une ergonomie soignée, associée à un univers virtuel élaboré.

Krabott V2 va donc s'appuyer sur une ergonomie et un univers plus proche de la culture des internautes, afin de toucher un public plus large, dans une première approche purement ludique en facilitant la personnalisation et l'interactivité entre le joueur et son équipe de « Krabott ». Enfin, quelques détails du jeu visent à faciliter l'identification du joueur, en permettant notamment de choisir un nom pour ses Krabott et d'en assurer la postérité dans le jeu.

Charte graphique

Les premiers écrans de Krabott posent les bases reprises dans les versions suivantes : ils présentent, aux joueurs, une équipe de « Krabott-traders », robot de trading dont les caractéristiques ne sont pas visibles par l'utilisateur mais dont il peut évaluer les performances à l'aide de différents indicateurs.

La réalisation de la charte graphique « Krabott » a été confiée à une agence de communication dont les éléments ont été repris sur les différentes versions. (Figure 65)



L'accès web

La version web du jeu est l'accès par défaut au service Krabott, il permet au joueur de réaliser toutes les actions disponibles dans le jeu et de suivre l'évolution de son « desk » virtuel (Figure 66). Un contenu éditorial permet de présenter, avant l'inscription, certains éléments du jeu afin de faciliter le recrutement ainsi que les différents moyens d'accès au classement des joueurs ou à la règle du jeu.



Figure 66 Page de présentation des Krabott

En 2009 et début 2010, l'authentification sur Krabott était réalisée par login/pswd, une solution rapidement abandonnée car elle est particulièrement dissuasive pour les utilisateurs qui feront rarement l'effort de l'inscription sans compter les problèmes récurrents d'oubli de mot de passe. On constatera ainsi que la quasi-totalité des joueurs ayant perdu leur mot de passe (échecs répétés lors des tentatives de connexions) abandonnent le jeu plutôt que de demander une restitution par mail.

Krabott s'est donc finalement appuyé sur l'authentification Google et Facebook pour faciliter l'accès à la plate-forme et recueillir également des éléments graphiques propres au joueur qui viendront renforcer l'aspect ludique du jeu (Figure 67)

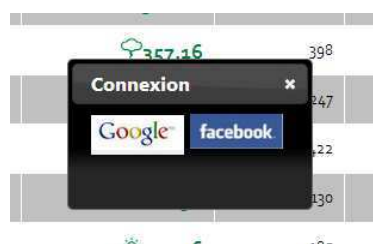


Figure 67 Authentification par application tierce

7.7.2 Promotion

La promotion d'une plate-forme de trading « social » s'est logiquement appuyée sur les réseaux sociaux comme Facebook (Figure 68), Twitter (Figure 69) et Google+ (Figure 70), trois comptes ont été créés et plus ou moins continuellement animés.

Promotion sur les réseaux sociaux

L'utilisation des réseaux sociaux a permis un gain de temps considérable pour animer le jeu, informer les joueur d'indisponibilité ou de déploiement de nouvelles versions. L'impact et l'importance de la promotion de Krabott sur les réseaux sociaux n'a pas été évaluée même si cette démarche semble naturelle. Plusieurs tentatives d'intégration du jeu Krabott comme application Facebook ont également été réalisées mais l'investissement a finalement été jugé trop important et cette piste a été abandonnée.



Figure 68 Copie d'écran Twitter

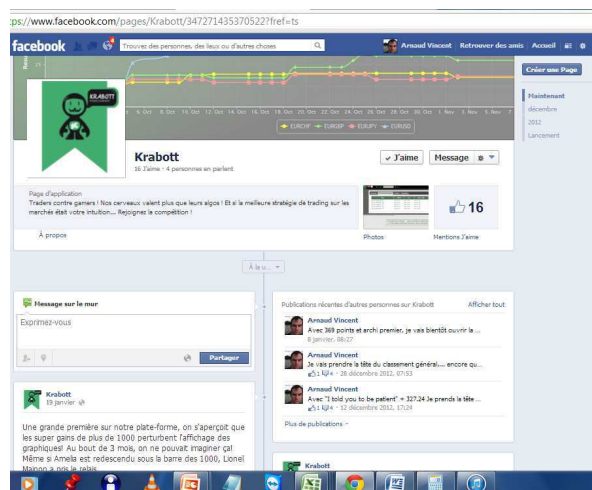


Figure 69 Copie d'écran Facebook

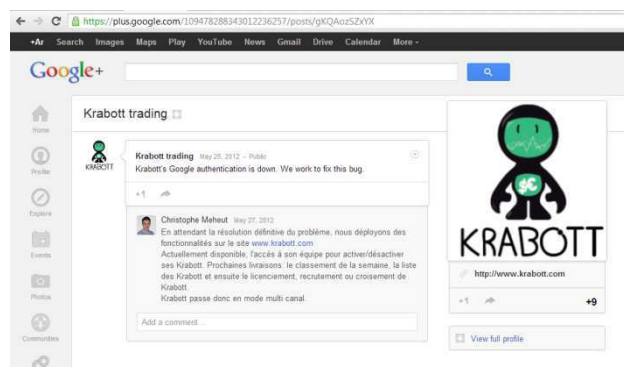


Figure 70 Copie d'écran Google +

Promotion sur les « stores » mobile

Afin de profiter de l'engouement des utilisateurs pour les applications mobiles, Krabott a été déployé sur les OS Android et IOS (Iphone) et placé en téléchargement libre et gratuit sur l'Apple Store (Figure 71) et Google Play (Figure 72).



Figure 71 Krabott sur Google Play



Figure 72 Krabott sur l'Apple Store

L'intérêt de la version mobile des Krabott est de toucher un public plus large et plus jeune et surtout de faciliter l'interactivité avec le jeu en le rendant plus intuitif. Pour mémoire, le jeu Krabott a été développé sur Mobile à l'aide des librairies JQuery Mobile, il est sans doute la première application développée sur ce format.

7.7.3 Le jeu

Le desk est l'écran de travail du joueur. Il permet une vue d'ensemble des Krabott, accompagnée de leur statut « actif » ou « inactif » (Figure 73) version 2.

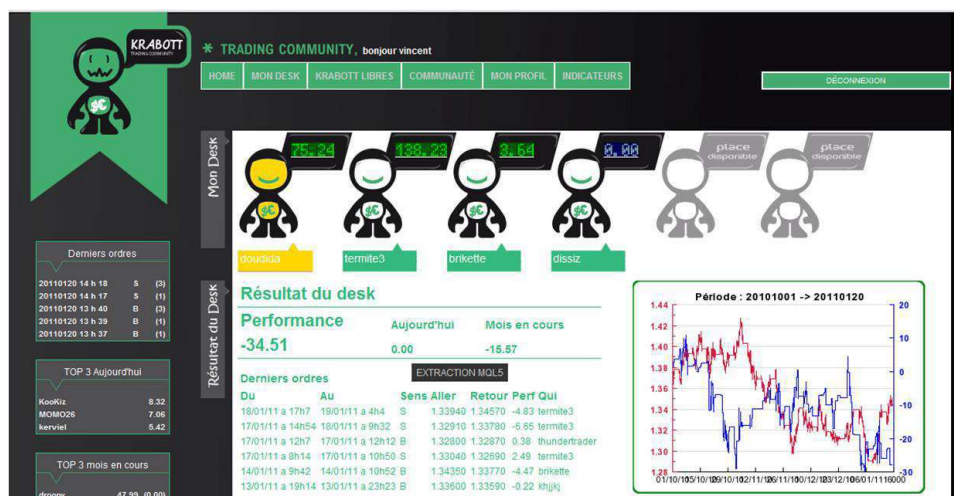


Figure 73 Le desk des Krabott version 2

La page desk permet au joueur de consulter son score en temps réel, de consulter son historique représenté sous forme d'une courbe de résultat exprimée en « pour mille » 0/00 et de sélectionner un Krabott pour en connaître le détail et visualiser son ADN. Elle permet également de réaliser certaines actions du jeu comme engager une reproduction, licencier ou renommer un Krabott.

Le détail des Krabott version 2

La fiche détail des Krabott permet à l'utilisateur d'en savoir plus sur son Krabott, à l'exclusion de toute information concernant la nature de la stratégie utilisée (cette information n'est pas non plus disponible dans l'éditorial, le joueur est volontairement maintenu dans l'ignorance pour des raisons exposées plus loin dans cette partie). Le joueur doit pouvoir comprendre très rapidement en découvrant un « Krabott » sa nature et sa performance. Dans l'étape de sélection, le joueur doit, en effet, visualiser les performances de son Krabott pour identifier celui qui viendra constituer son équipe. Dans cette version, la performance brute du Krabott est visualisable sous forme d'une courbe par le joueur et le ratio de Sharpe apparaît sous forme d'étoile(s) comme un critère de confiance.

Le joueur accède ainsi aux performances propres du Krabott (Figure 74) sur la paire EURUSD et peut interagir avec le Desk de différentes façons :

- ⇒ Supprimer le Krabott de son desk
- ⇒ Engager une reproduction avec un autre Krabott
- ⇒ Activer ou désactiver le Krabott

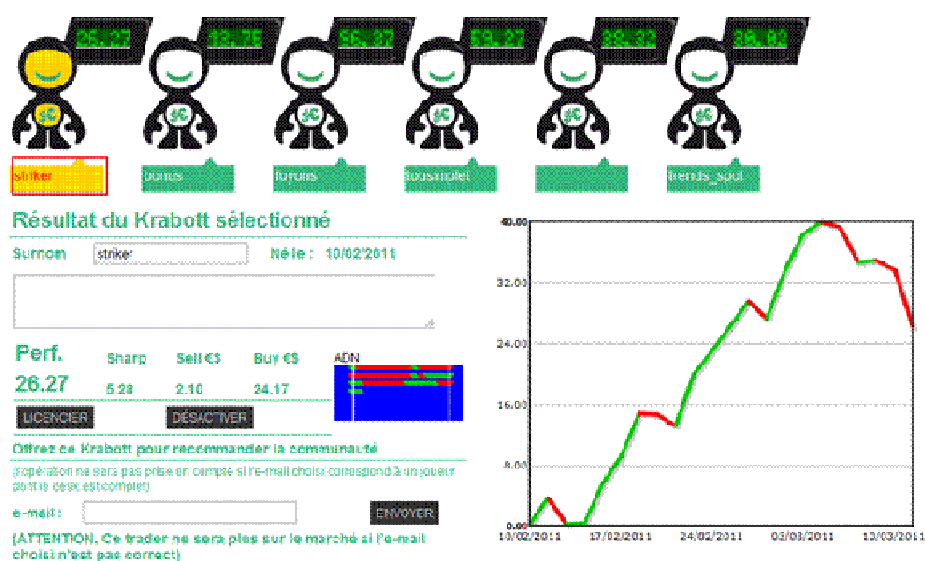


Figure 74 Détail d'un krabott – version 2

L'ADN

La nature du Krabott dépend des stratégies contenues dans son ADN virtuel. Le joueur étant considéré comme ignorant, plusieurs solutions graphiques ont été testées pour associer une représentation abstraite au contenu de l'ADN (comme un mouvement de couleurs ou une forme 3D). La représentation symbolique de l'ADN permet au joueur de visualiser grossièrement la distance entre deux stratégies, afin qu'il puisse anticiper si la nature de la nouvelle solution enfant sera proche ou non de celles des deux parents. Il s'agit donc de guider le choix de reproduction du joueur : tantôt vers un clone (si la distance est courte) tantôt vers un individu original (si la distance est importante).

La modélisation graphique de l'ADN d'un Krabott, censée représenter à la fois le type de stratégie utilisée et la valeur de ses paramètres, permet également de maintenir le joueur dans l'ignorance de la nature exacte de la stratégie de trading portée par le Krabott. Ceci évite toute tentation de « reverse engineering » qui pourrait engendrer des biais. Une représentation simpliste a été mise en œuvre sans qu'il n'y ait eu de réel retour des utilisateurs sur son utilité, celle-ci n'a donc pas été clairement mesurée (Figure 75).

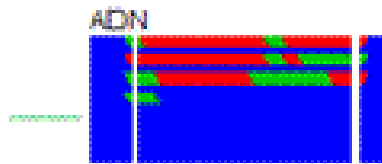


Figure 75 Représentation graphique de l'ADN d'un Krabott

La liste des compétiteurs de la communauté est accessible à tous les joueurs, permettant ainsi de se situer en termes de performances ou de ratio de Sharpe. Cette liste permet ensuite une visualisation directe sur le desk des autres joueurs, permettant d'engager des reproductions avec d'autres Krabott ou de cloner des Krabott d'autres équipes.

Le marché des Krabott

Le marché des Krabott se présente également comme une liste exhaustive de tous les Krabott actifs ou non, engagés ou non sur le jeu. La consultation de cette liste permet au joueur de

sélectionner et de recruter les futurs Krabott de son desk. Lorsqu'un Krabott est exclu d'une équipe, il est également « libéré » dans cette liste.

7.7.4 Ergonomie mobile (version 2 mobile)

Krabott a également été déployé sur mobile courant 2011 avec une interface simplifiée quoique fonctionnellement exhaustive.

Le desk mobile reprend les fonctionnalités de la version web dans une ergonomie adaptée au mobile. On retrouve la liste des Krabott et leurs performances, ainsi que la performance globale du joueur (Figure 76, Figure 77, Figure 78).



Figure 76 Desk Krabott version mobile Androïd



Figure 77 Graphique de progression sur Iphone



Figure 78 Ordres en cours sur le Desk

Des fonctions propres aux OS mobiles permettent également de faciliter l'accès aux derniers ordres passés ainsi qu'au graphique de progression du Desk dans le temps. Le joueur accède ainsi facilement au marché des Krabott (Figure 79).



Figure 79 Le marché des Krabott sur Android

Croisement de 2 Krabott

La fonction de reproduction permet de choisir un Krabott dans une autre équipe et de croiser l'ADN avec un Krabott de l'équipe de l'utilisateur pour créer un nouveau Krabott (Figure 80, Figure 81).

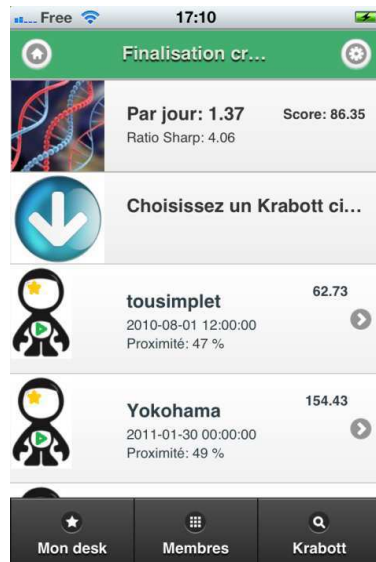


Figure 80 Choix d'un Krabott à reproduire



Figure 81 Baptême du nouveau Krabott

Le Krabott est personnifié sous la forme d'un petit animal affublé de certaines caractéristiques comme sa couleur, des étoiles de performance et son statut (actif, inactif). On obtient ainsi une grande variété de Krabott possible visant à faciliter la gestion par les joueurs. (Figure 82). Les Krabott sont affublés d'étoiles en fonction de leur ratio de Sharpe : de 0 à trois étoiles (la note maximum pour un ratio de Sharpe dépassant trois au bout de trois mois d'existence²⁶ au minimum). Les étoiles permettent au joueur de visualiser rapidement la qualité d'un krabott sur le Desk et surtout de ne pas avoir à comprendre la signification des indicateurs pour des joueurs novices.

²⁶ La durée de 3 mois est arbitraire, mais elle a été fixée en échangeant avec des quant de salles de marché, il y a un consensus sur cette durée minimum lorsque la fréquence de mesure et de travail est environ d'une journée

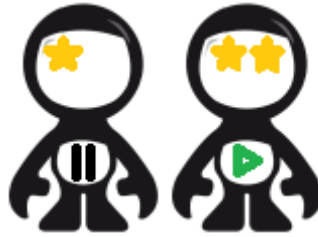


Figure 82 Images de Krabott utilisées dans le jeu

Le logo ventral correspond à l'état du Krabott : actif ou inactif. Lorsque la flèche verte apparaît, le Krabott a été activé par le joueur et ses résultats sont pris en compte dans le calcul de la performance du joueur. A l'inverse, un Krabott sur « Pause » est en simple observation. Le principe actif/inactif permet au joueur de mettre un Krabott en observation pendant un certain temps. Cette fonctionnalité est particulièrement utile sur les jeunes Krabott issus de reproduction qui n'ont pas de background suffisant.

La couleur du Krabott désigne dans le jeu son espèce d'appartenance, à chaque espèce correspond une stratégie de trading particulière. Jusqu'à la version 3, il n'est pas possible de croiser des Krabott entre eux s'ils ne sont pas de la même espèce.

7.8 Les règles du jeu

La plate-forme est présentée sous forme d'un jeu de gestion d'un portefeuille virtuel de 5000 € que le joueur doit faire fructifier en recrutant, sélectionnant, reproduisant des Krabott, chacun porteur d'une stratégie de trading. Le texte générique de présentation du jeu est le suivant :

*« Les Krabott sont des robots traders, capables de spéculer sur le marché des changes : le FOREX
Votre objectif, maximiser vos gains en constituant la meilleure équipe de Krabott qui travaillera pour vous.*

Chaque Krabott dispose d'un ADN, son code génétique personnel qui décrit ses stratégies de trading et ses paramètres. En reproduisant ou en sélectionnant des Krabott, vous participez à l'amélioration de l'espèce. »

S'agissant d'un jeu grand public, les efforts ont plutôt porté sur l'ergonomie permettant une prise en main facile que sur de longues explications quant aux règles de fonctionnement.

Début du jeu

Le joueur commence le jeu avec un desk vide, il doit commencer par recruter des Krabott : Il peut trouver ces derniers dans le vivier des Krabott, en récupérer auprès d'autres joueurs ou cloner des Krabott d'autres équipes.

Le vivier des Krabott est constitué de Krabott issus de campagnes d'optimisation par backtesting, sur des horizons de 12 à 18 mois. Ce procédé est également surnommé « la chauffe » dans le sens où certaines stratégies ont été optimisées plusieurs fois sur la même période (jusqu'à 6 fois). Le vivier est remis à jour périodiquement tous les deux ou trois mois, selon la fréquence et la complexité des campagnes de calcul. Il est également possible d'obtenir des Krabott d'autres joueurs. Ce mécanisme a été conçu comme un outil de marketing viral, afin de permettre aux joueurs de solliciter une connaissance extérieure au jeu en lui offrant un Krabott. Sur un principe de parrainage, certains Krabott ont ainsi été disséminés et ont permis le recrutement de nouveaux joueurs.

A moins que le propriétaire du Krabott s'oppose à son clonage, il est possible de dupliquer un Krabott d'une autre équipe (jusqu'à la version 2), cette technique a été abandonnée pour la version 3, en raison du trop grand nombre de clones risquant d'appauvrir le patrimoine « génétique » des Krabott.

Propriété d'un Krabott

Le joueur qui adopte pour la première fois un Krabott (ou réalise une reproduction) en devient automatiquement propriétaire jusqu'à son abandon éventuel. Détenir la propriété d'un Krabott permet, en outre, de choisir de le partager ou non avec la communauté. Si le Krabott est partagé, il devient possible pour tous les autres joueurs de le dupliquer et de l'incorporer dans son équipe. A l'inverse s'il est bloqué, il est seulement possible d'engager une reproduction.

La reproduction

La force du jeu Krabott tient dans sa simplicité à transposer des approches heuristiques complexes de type algorithme génétique, en une plate-forme ludique et grand-public. En effet, Krabott utilise la même organisation et la même sémantique qu'un algorithme génétique (de type HBGA & IGA) ce qui facilite à la fois la compréhension du joueur et le développement informatique

de la plate-forme. Ainsi, le Krabott est la représentation symbolique d'un individu, c'est-à-dire d'une stratégie de trading algorithmique avec son paramétrage associé. Lorsque le joueur choisit deux Krabott pour réaliser une reproduction, il exécute inconsciemment l'étape de sélection en vue de la reproduction, étape cruciale d'un algorithme génétique. La reproduction en elle-même est présentée au joueur comme un crossing over entre deux ADN de Krabott, ce qui correspond exactement au mécanisme des algorithmes génétiques.

Chaque stratégie est donc associée à un ensemble de paramètres, groupés sous forme de « gènes » représentant des phénotypes particuliers. Lorsque le joueur engage une reproduction, un calcul de césure est réalisé sur chacun de ces gènes, qui associe des caractéristiques des deux parents pour créer un nouvel individu (voir Figure 51).

Implémentation de contraintes spécifiques

Par défaut, tous les Krabott sont « libres » ce qui permet à court terme d'atteindre plus rapidement des performances intéressantes pour les joueurs mais avec pour contrepartie de construire des ensembles de clones, ce qui est plutôt dommageable pour la variété des stratégies. Aussi, le jeu interdit le clonage des Krabott, c'est-à-dire une reproduction entre deux individus génétiquement trop proches. L'interdiction du clonage correspond également à l'approche Fold-it qui permet aux joueurs qui le souhaitent de ne pas partager leur travail avec le reste de la communauté.

Le fait de pouvoir couper une position prise par un Krabott avant la clôture « naturelle » de l'ordre est une fonctionnalité qui a été réclamée par certains joueurs souhaitant reprendre le contrôle d'une position en cours de route. Cette fonctionnalité disponible en 2010 sur la V1 a finalement été supprimée en 2011 sur la V2 car elle plaçait le joueur dans la position du trader, ce qui n'est pas l'objectif de l'expérimentation. D'autre part cette fonction posait des problèmes complexes de calcul de performance²⁷.

²⁷ Entre la performance du joueur et celles intrinsèques aux Krabott

7.9 Cycle de vie d'un Krabott

Le cycle de vie d'un Krabott est présenté sur le schéma suivant (Figure 83). Selon le choix des joueurs, un Krabott peut « vivre » plusieurs étapes.

Ce mécanisme a pour intérêt de permettre le recyclage d'un Krabott abandonné par un joueur et de proposer de nouvelles solutions de façon récurrente par des campagnes de calcul de backtesting sur une période passée.

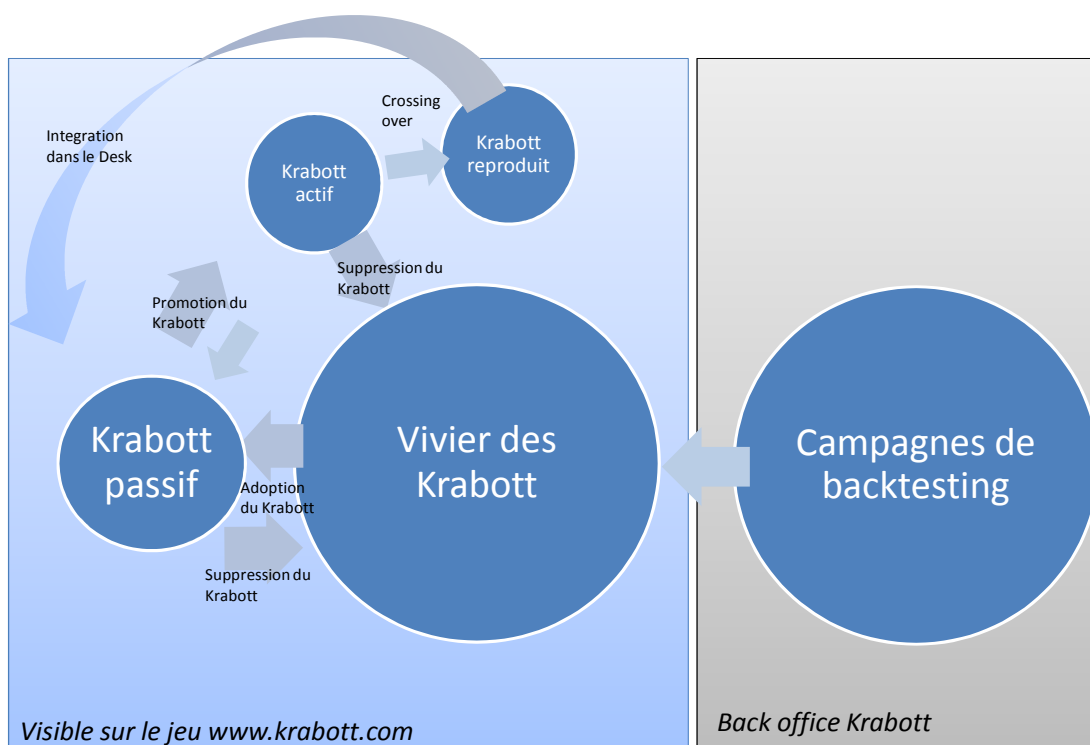


Figure 83 Cycle de vie des Krabott

Les campagnes de backtesting consistent à présélectionner des Krabott pour alimenter un vivier dans lequel le joueur pourra piocher afin de constituer son équipe. Ce vivier sert également de facto de référentiel de comparaison entre les Krabott issus d'actions de joueurs et des Krabott purement issus du Calcul. Une campagne de backtesting consiste à construire une population de Krabott performants à partir d'une population aléatoire (par paquets de 10 000), puis de les évaluer sur des données de marché passées sur un horizon de 6 à 18 mois. La première évaluation se déroule sur une semaine complète et sur les données les plus anciennes. A l'issue de la semaine, on récupère les 1000 meilleurs Krabott qui seront reproduits entre eux pour reconstituer une population de 10 000, et ainsi de suite jusqu'aux données de marché les plus récentes (Figure 84). Les 1000 meilleurs Krabott d'une campagne de backtesting peuvent, alors de nouveau, être replacés dans la configuration pour rejouer ainsi 5 ou 6 cycles d'optimisation sur la période.



Horizon des campagnes de backtesting et rattrapage du t0

L'horizon de travail et les cycles de « chauffes » dépendent de deux facteurs : la disponibilité des données et la vitesse de calcul des machines, l'objectif étant de pouvoir placer, tous les mois, de nouveaux Krabott à disposition des joueurs. Le planning des chauffes a ainsi été calculé (taille des populations nombre de cycles) pour permettre, mensuellement, un enrichissement des bases de Krabott avec celles ayant effectivement été optimisés jusqu'à la dernière semaine en cours.

Les positions étant clôturées tous les vendredis soirs à 19h00, le principe consiste donc à estimer, pour chaque campagne, sa durée exacte d'exécution pour que celle-ci se termine entre vendredi soir et lundi matin 9h00 (période durant laquelle, la plupart des marchés sont fermés). Les Krabott proposés aux joueurs le lundi auront ainsi été parfaitement évalués jusqu'au dernier jour de la semaine précédente.

Les Krabott issus de backtesting et présentés aux joueurs ont un historique vierge, aucune indication n'est donnée a priori au joueur sur la qualité passée des stratégies. Ce principe a pour objectif de placer le joueur face à ses propres méthodes et intuitions pour recruter les bons Krabott et les activer après la période d'observation qui lui semble nécessaire. Ses choix seront donc décorrélés des résultats du backtesting. En outre, cette approche va permettre de comparer les performances des Krabott issus du calcul par backtesting avec l'approche HC, sans risquer que l'un ne s'inspire de l'autre (et vice versa puisqu'aucun Krabott manipulé par les joueurs ne sera repris en compte dans des calculs de backtesting).

7.10 Implémentation des stratégies de trading

Sur Krabott V2, plusieurs stratégies successives ont été implémentées. L'une d'elle a permis d'obtenir des résultats exploitables. Ces stratégies sont directement dérivées de stratégies trend following de l'analyse technique. A noter que la stratégie « Twitter » expérimentée dans les chapitres précédents de ce document a également fait l'objet de tentatives d'implémentation dans le jeu Krabott. Néanmoins, la disponibilité aléatoire de la donnée a rapidement rendu cette stratégie inexploitable dans un cadre expérimental sur une période longue.

Famille 1 = Une version trend following améliorée

La première stratégie de trading reprend celle déjà utilisée dans le cas de Twitter (chapitre 6.6) qui est fondée sur l'analyse de moyennes mobiles dites « courtes » et « longues », avec quelques variantes. Cet algorithme a pour objectif de déceler de nouvelles tendances à la hausse ou à la baisse, cette approche est très répandue en analyse technique. Dans le cas de Krabott, des améliorations supplémentaires ont été effectuées, notamment pour élargir le champ des possibles du point de vue du paramétrage. Pour mémoire, la plate-forme Krabott permet une analyse des cours passés selon une profondeur de 240 minutes par rapport à t_0 , les données sont exploitées avec un grain à la minute. Ces contraintes s'appliqueront donc lors de l'implémentation de la stratégie 1.

La famille 1 des Krabott repose sur le calcul simultané de 3 paramètres distincts R1, R2 et R3 associé à un niveau global de STOP LOSS et de TAKE PROFIT. Chaque paramètre R^* peut prendre un état BUY / SELL ou NEUTRE. La décision globale est la somme des 3 avis. (Par exemple si R1 est NEUTRE, R2 est en BUY et R3 est en BUY, l'ordre sera BUY).

Le calcul des paramètres R^* consiste à observer le croisement de deux moyenne mobile, courte et longue selon les principes du trend following en analyse technique, on calcule ainsi :

- **MMCourte** de 1 à 26 et codé sur 5 bits, associé à un coefficient **coefMMCourte**, codé sur 7 bits
- **MMLongue** de 0 à 128 et codé sur 7 bits, associée à un coefficient **coefMMLongue** codée sur 7 bits
- Un dernier coefficient **reculMini** de 0 à 240, codé sur 7 bits impose un certain délai « amortisseur » avant de modifier la valeur du paramètre R. Ce paramètre est particulièrement important si le marché est peu actif, les moyennes mobiles étant alors susceptibles de se croiser de nombreuses fois provoquant le déclenchement de

nombreux ordres contradictoires. Les coûts d'opération vont se cumuler et peser sur la performance de la stratégie.

On calcule ainsi R1, R2 et R3 selon le contexte et en appliquant la valeur des paramètres propres à chacune de ces règles. R1 et R2 prendront une position BUY si mmCourte croise mmLongue tel que $mmCourte > mmLongue$ depuis au moins un nombre de minute supérieur à reculMini. Et inversement pour la position SELL. R1 s'applique si aucun ordre n'est ouvert, R2 s'applique même si un ordre est ouvert. R3 suit la même logique que R2 mais ses ordres BUY/SELL sont inversés.

Lorsque $R1+R2+R3$ change de sens, l'algorithme propose de prendre une nouvelle position sur l'EURUSD. Chaque ordre est associé à un niveau de « take profit » TKP1 et de « Stop Loss » SP1. Les paramètres Stop Loss et take Profit sont définis sur cette échelle :

SL (Stop Loss) = % de 0 à 100, codé sur 7 bits

TP (Take Profit) = % de 0 à 100 codé sur 7 bits

Ainsi, une fois que l'ordre est passé, l'ordre peut être clôturé par 3 événements : l'atteinte d'un des deux niveau de Take profit ou de Stop loss, la clôture automatique de tous les ordres chaque vendredi soir de chaque semaine où le changement de sens résultant du calcul de la somme $R1+R2+R3$. La Figure 85 synthétise l'ensemble des paramètres implémentés dans cette stratégie.

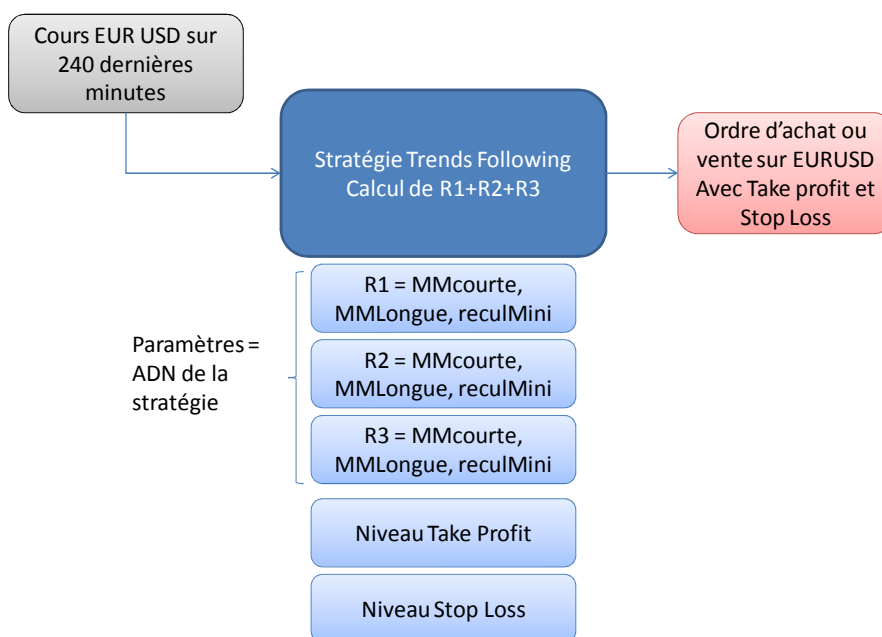


Figure 85 Description de la stratégie de Trend following améliorée

Afin de permettre une optimisation par algorithme génétique, les paramètres de la stratégie sont codés dans des « gènes » binaires permettant de décrire l'ensemble des combinaisons possibles. Au total les gènes de cette stratégie auront donc 113 bits de longueur, avec théoriquement 2^{113} combinaisons possibles. La stratégie est codée dans les gènes des Krabott de la façon suivante (Figure 86) :

Codage Famille 1

R1	MMCourte	CoefMMCou rte	MMLongue	coefMMLongu e	ReculMini
	5 bits	7 bits	7 bits	7 bits	7 bits
R2	MMCourte	CoefMMCou rte	MMLongue	coefMMLongu e	ReculMini
	5 bits	7 bits	7 bits	7 bits	7 bits
R3	MMCourte	CoefMMCou rte	MMLongue	coefMMLongu e	ReculMini
	5 bits	7 bits	7 bits	7 bits	7 bits
Take profit	Stop Loss				
7 bit	7 bits				

Figure 86 Codage de la stratégie 1

La définition puis l'implémentation de cette stratégie de trend following ont été réalisés suite à différents tâtonnements, en suivant tant des contraintes de performances que des contraintes de jouabilité (pour éviter notamment que les Krabott restent trop longtemps sur la même position).

7.11 Les campagnes expérimentales protocoles HC 1 & HC 2

L'objectif de l'expérimentation Krabott V2 est de mettre en évidence l'apport du HC par rapport à une approche exclusivement calculatoire, il faut donc comparer les performances d'un système de trading fondé sur le HC à un système de trading de référence.

Les Krabott-M et les Krabott-H

L'utilisation d'un algorithme génétique permet d'isoler facilement les solutions issues d'un processus de HC aux solutions purement issues du calcul. En considérant que chaque Krabott est une solution unitaire, lorsque l'origine du Krabott est uniquement issu de reproductions au fil de l'eau réalisées par la machine le Krabott est un « Krabott-Machine ». Si, au contraire, le Krabott est le résultat d'une reproduction de deux autres Krabott initiée par un joueur, le Krabott est un « Krabott Humain ». Dans la suite de ce document et pour plus de praticité, on désignera par **Krabott-H**, les Krabott issus de la reproduction de deux Krabott géniteurs à l'initiative d'un joueur humain (sur le principe des algorithmes génétiques HBGA et IGA) et **Krabott-M**, les Krabott issus du calcul et dont les paramètres ont été optimisés par algorithme génétique mais sans intervention humaine.

Dans le jeu Krabott, coexistent donc en permanence des Krabott-M et des Krabott-H et tous ces Krabott ont des ancêtres issus de calculs de backtesting²⁸ mais ils sont le résultat de manipulations tantôt humaines tantôt automatiques.

L'algorithme génétique HBGA&IGA permet d'imposer aux joueurs la même méthodologie et les mêmes contraintes qu'un calcul informatique autonome. En effet, le joueur travaillant en aveugle sur le choix des stratégies, il ne peut être influencé par une analyse a priori ou par la prise en compte d'informations extérieures dont ne disposerait pas la machine. En outre, le processus d'évolution et de création de stratégies utilisé par le calcul s'impose de la même façon aux joueurs.

Approche « statique » HC1 et « dynamique » HC2

La version 2 du jeu permet de travailler simultanément sur deux axes (désignés HC1 et HC2) avec une approche statique et une approche dynamique décrites ci-dessous :

Expérimentation approche « statique » HC1 : A l'issue d'un processus de backtesting puis d'une période de jeu suffisamment longue pour permettre l'appropriation des Krabott par les joueurs, on fixe une seconde période où les stratégies de Krabott ne peuvent plus évoluer, afin de comparer les performance des Krabott-H vs Krabott-M.

²⁸ Backtesting visant à constituer un vivier de Krabott déjà performants sur 18 mois d'historique

Expérimentation approche « dynamique » HC2 : L'expérimentation se déroule sur une période de temps donnée et à l'issue d'un processus de backtesting automatique permettant aux joueurs de disposer d'un vivier de solutions performant au début du jeu. L'expérimentation consiste ensuite à comparer les performances des Krabott H vs Krabott M, chaque population étant à même d'évoluer au gré des reproductions initiées par la machine ou par les joueurs.

Ces deux approches permettent à la fois de mesurer, dans des conditions « temps réel », la capacité des humains vs machine à s'adapter à des variations d'environnement de marché (un peu à la façon d'un trader humain) et également de mesurer la capacité de ces méthodes à concevoir des stratégies toujours valables dans le futur et sans mise à jour (méthodologie classique dans le domaine du trading algorithmique).

7.11.1 Protocole HC1

Le but de cette expérimentation est de comparer, **après 12 mois** de fonctionnement de la plateforme Krabott, les performances des stratégies de trading des Krabott-H et des Krabott-M **sur les 4 mois qui suivent**, sans prendre en compte les mises à jour des joueurs ou de la machine sur cette période.

Description de l'expérimentation

Jusqu'au 1^{er} juillet 2012, les joueurs humains ont généré, par reproductions successives, une population d'environ 100 **Krabott-H** (actif ou non) .

Au 1^{er} juillet 2012, on sélectionne les 100 meilleurs **Krabot-M** issus des campagnes de backtesting sur toute la période, soit parmi environ 300 000 stratégies optimisées sur les derniers mois de données, elles-mêmes résultats d'environ 5 000 000 itérations d'algorithmes génétiques. On compare ensuite les performances de ces deux familles de stratégies sur les 4 mois suivants sans effectuer de remplacement et sans prendre en compte de nouvelles naissances de Krabott de joueurs humains (Figure 87). On peut s'attendre à ce que l'action « intuitive » des joueurs pour engager des reproductions soit venue perturber les solutions initiales optimisées par un backtesting.

Résultats attendus

La version 2 des Krabott est restée trop instable sur la période pour permettre un traitement statistique tout à fait fiable des données. Dans cette version, on se limitera donc à comparer graphiquement les résultats des Krabott-H vs Krabott-M concernant leurs performances et leur ratio de Sharpe. Ces résultats permettront de concevoir une version 3 des Krabott avec un traitement statistique plus fiable.

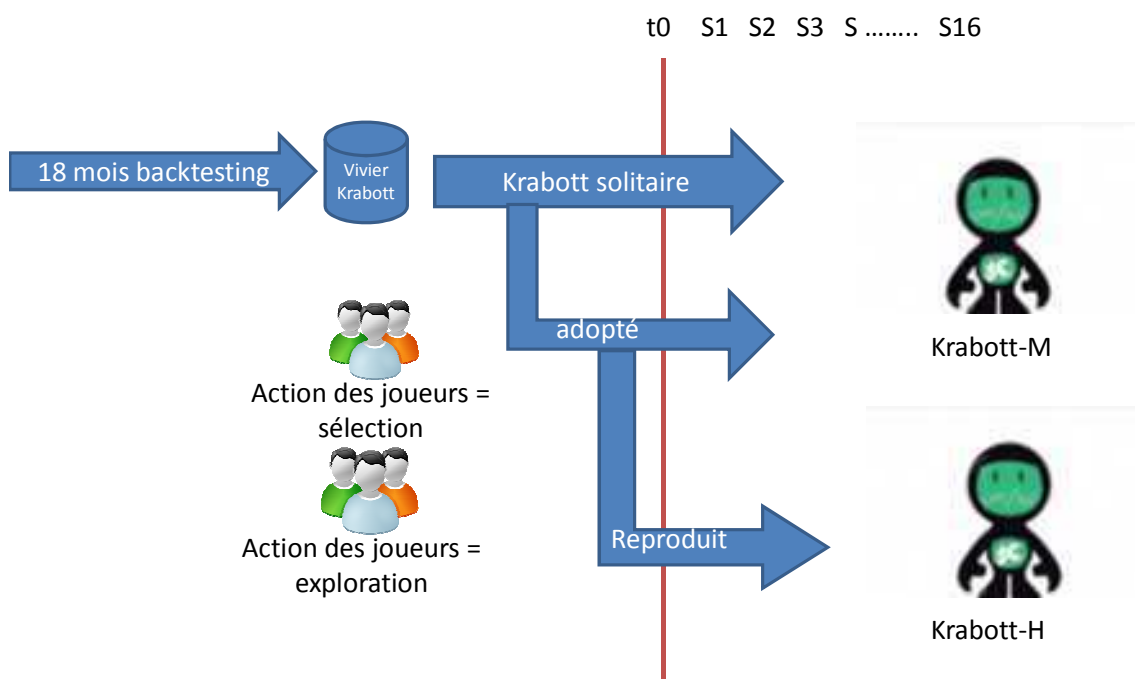


Figure 87 Démarche d'évaluation des performances

Performances comparées

Les résultats sont représentés graphiquement en partant d'une base 0 au 1^{er} juillet 2012. On aura mesuré, sur cette période, la moyenne de performance propre des Krabott (Figure 88), ainsi que la moyenne du ratio de Sharpe sur la même période (Figure 89). La performance des Krabott est exprimée en 0/00.

On mesure, sur cette période : la performance de chaque Krabott en 0/00, ainsi que son ratio de

Sharpe calculé par la formule
$$S = \frac{R - r}{\sigma}$$
 où R est la rentabilité de chaque Krabott sur la période, r le référentiel est fixé à zéro et σ l'écart-type du taux de rendement du Krabott considéré, calculé sur des phases de 24 heures. (Chaque 24 heures, toutes les positions sont fictivement clôturées et réouvertes pour permettre le calcul du ratio de Sharpe).

Les mesures ont donc été réalisées selon le protocole HC1 : comparaison K-H vs K-M en termes de performances (Figure 88) et de ratio de Sharpe (Figure 89), lorsque les stratégies travaillées par l'homme et la machine sur une période donnée restent figées.

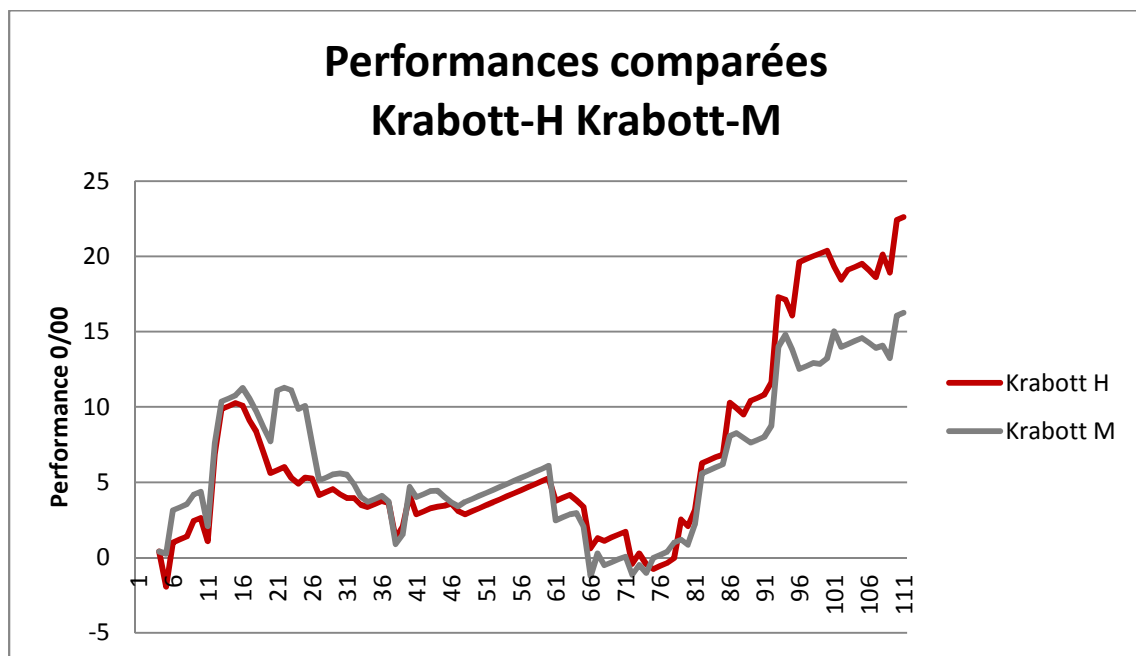


Figure 88 Performances comparées Krabott V2

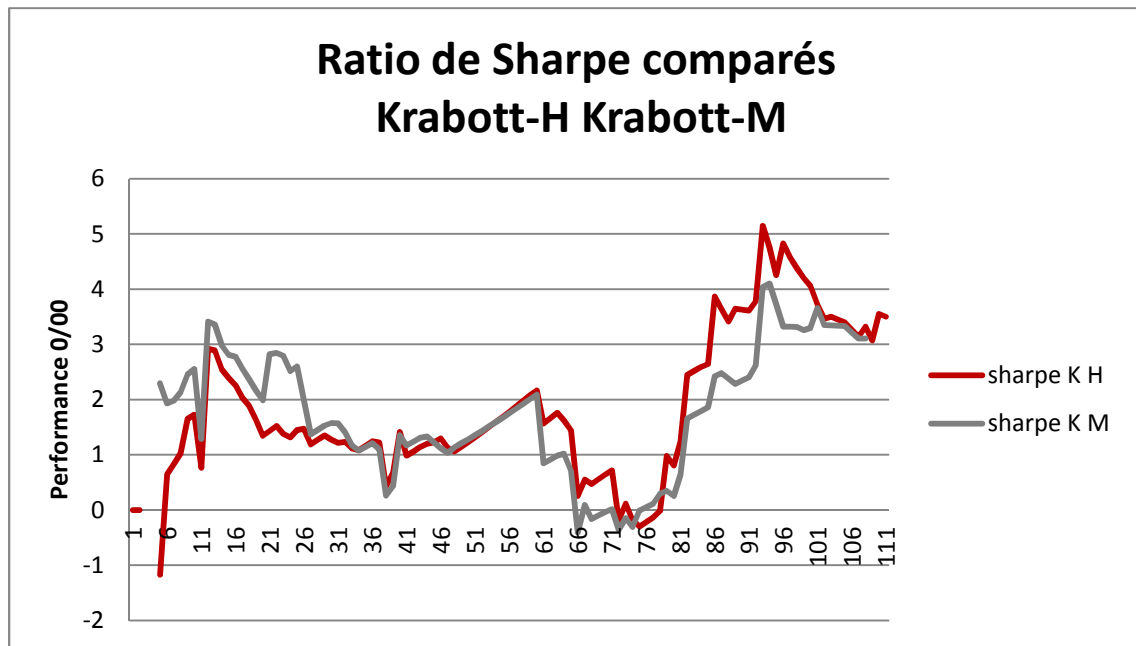


Figure 89 Ratio de Sharpe comparés Krabott V2

On constate globalement que les Krabott-H surperforment les Krabott-M sur la période, ce qui justifierait la conjecture de supériorité des humains sur la machines dans ce type de calcul.

7.11.2 Protocole HC2

L'expérimentation Krabott HC2 consiste à mettre en concurrence les Krabott issus du calcul avec les joueurs humains sur une période de 4 mois à compter du 1^{er} juillet 2012, le nombre de nouveaux Krabott étant limité pour la machine au nombre de Krabott testés par des joueurs humains (Figure 90).

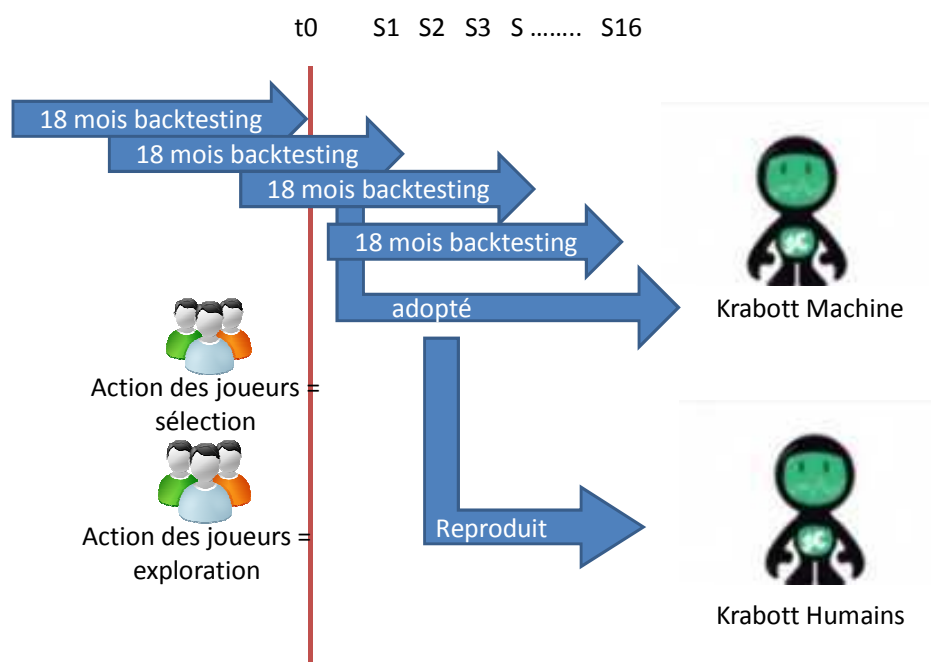


Figure 90 Comparaison en performance brute

Dans cette expérimentation, on met les capacités humaines directement en concurrence avec l'approche automatique, à ceci près que la machine dispose de capacité de backtesting lui permettant de piocher, chaque mois, de nouvelles combinaisons parmi les 10 000 combinaisons testées.

La période débute avec deux lots de 80 Krabott :

⇒ 80 premiers Krabott sont issus de reproductions réalisées par les joueurs

⇒ 80 autres Krabott sont issus d'une sélection suite à un backtesting et parmi 300 000 stratégies testées.

La machine peut librement introduire de nouveaux Krabott dans des proportions équivalentes à l'augmentation de la population par reproduction « humaine ». Sur la période, la machine va ainsi introduire 25 nouveaux Krabott parmi 40 000 nouvelles combinaisons issues d'optimisation par backtesting (Figure 91).

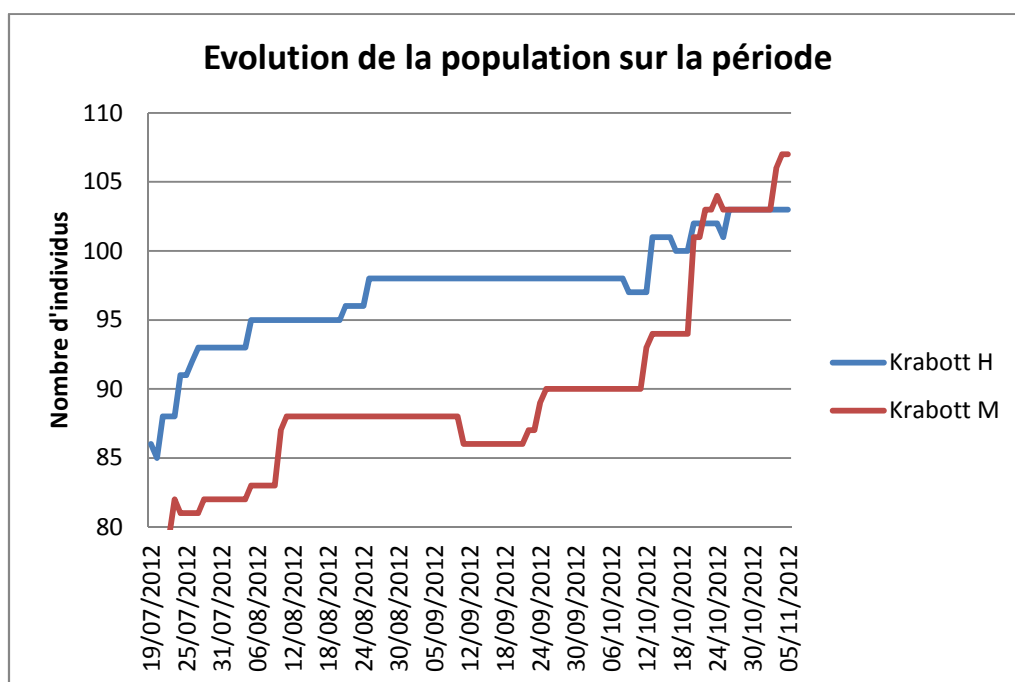


Figure 91 Populations comparées de Krabott durant l'expérimentation

Les joueurs vont également créer 25 nouveaux Krabott sur la période, par reproduction, sans outil de backtesting ou d'analyse particulier sinon des éléments de qualité et d'historique des deux parents.

Au 1^{er} juillet 2012, tous les Krabott ont une performance de 0. Le graphique montre la performance cumulée des Krabott au fil du temps.

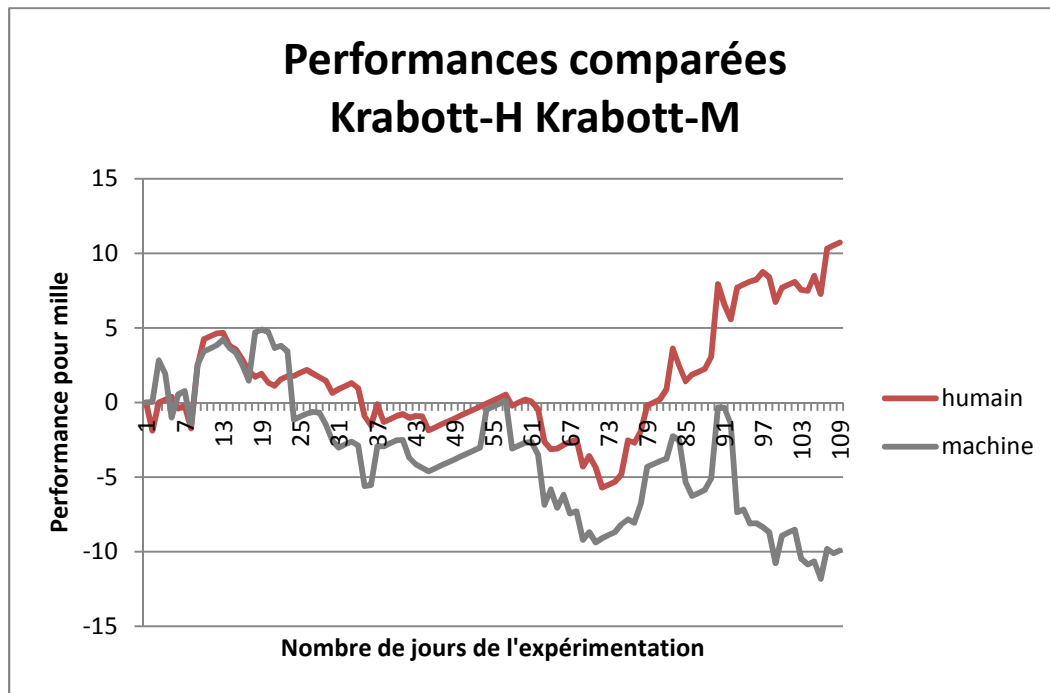


Figure 92 Protocole HC2 Performances comparées

On constate (Figure 92) un écart très net, en milieu de période, entre les performances des Krabott issus de calcul face aux performances des Krabott issus de manipulations des joueurs, les manipulations « humaines » surperforment celles des machines.

Ratio de Sharpe

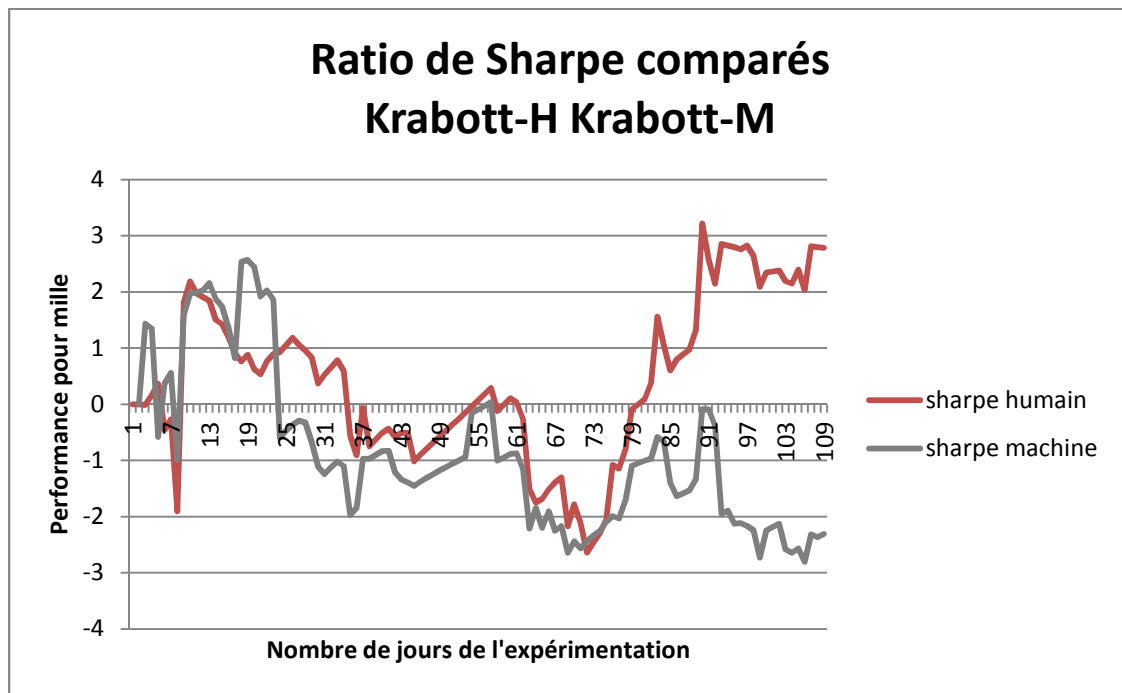


Figure 93 Protocole HC2 Ratio de Sharpe comparé

Concernant la capacité d'exploration

Si l'on pose le palmarès des meilleures stratégies constituant le résultat de cette expérimentation à l'issue des 4 mois, on constate la prédominance de Krabott H sur les Krabott M en prenant en compte le gain moyen par jour (critère qui permet de comparer des solutions d'âge différent). Ainsi, sur les 10 premières places (sur environ 200 Krabott) on retrouve 7 Krabott H contre 3 Krabott M (Tableau 3).

ID Krabott	K H	K M
7338	3,98899	
7336	3,968741	
7311		1,08972
7314	1,027093	
7312		0,91272
7184		0,91089
7316	0,907794	
7315	0,907459	
7313	0,887125	
7195	0,874172	
7332	0,84939	

Tableau 3 Palmarès des Krabott

Les Krabott issus d'une reproduction humaine surperforment, en moyenne, très largement le panel de stratégies élaborées par le calcul, alors que l'on pourrait s'attendre à une dégradation logique des performances lorsque la population est manipulée par des joueurs ignorants²⁹. Le nombre de combinaisons testées par les joueurs influencent favorablement la performance moyenne des stratégies issues de la communauté.

L'approche humaine de l'optimisation prouve également sa supériorité en plaçant, parmi les 10 meilleurs Krabott du jeu, 7 Krabott issus du travail des joueurs alors même que le Krabott « joueur » ne représente au total que 15% de la population.

²⁹ les joueurs sont ignorants de fait, puisqu'ils n'ont pas accès au détail des stratégies

7.12 Quelques constats complémentaires sur le comportement des joueurs

Les équipes et le dilemme du prisonnier

Le jeu Krabott permet au joueur de partager ou non ses Krabott avec la communauté. Dans le cas où le Krabott ne peut être partagé, cela signifie que son « clonage » par un autre joueur est impossible, seule la reproduction est autorisée. Cette fonctionnalité a été développée à la demande express de certains joueurs qui regrettaient de retrouver leurs stratégies dans d'autres équipes. La corrélation entre la performance d'un Krabott et le choix de le réserver est très nette. Le ratio de Sharpe moyen des Krabott bloqués est de 1,09 tandis que le sharpe des « libres » est proche de 0.

La possibilité de cloner des Krabott pose un problème en conduisant les joueurs à constituer des équipes très similaires et donc plus fragiles en cas de changement de contexte.

L'appropriation des Krabott par les joueurs

On constate que les joueurs accordent leur confiance à un Krabott après environ 60 jours d'historique, ce qui contraste avec les pratiques des salles de marché qui s'appuient, pour leurs algorithmes de trading, sur un backtesting systématique bien plus important (de 3 à 20 ans).

Il est possible que cette approche éphémère des joueurs dans la sélection de leur Krabott soit un facteur clef de succès : les stratégies sont en permanence adaptées au contexte sur des périodes très courtes. On constate également que les joueurs sont plus enclins à donner un nom aux Krabott si leurs performances sont bonnes.

7.13 Discussion

Les expérimentations sur Krabott V2 travaillant sur un contexte hétérogène (évolution de l'application durant la période de mesure), les données ne permettent pas un traitement statistique rigoureux mais cette première phase permet d'établir des conjectures qui pourront être validées dans la version 3 des Krabott. On peut également noter que la période étudiée n'est pas suffisamment représentative notamment sur juillet et août.

Les humains surperforment la machine, une conjecture à valider

L'expérimentation H1 montre que les stratégies humaines sont de même qualité ou d'une qualité supérieure aux stratégies machines appliquées à une période future. L'expérimentation H2 montre la capacité des joueurs à surperformer les capacités d'adaptation de la machine dans une recherche continue d'optimisation. On peut donc poser la conjecture suivante : un processus de Human Computation s'appuyant sur une communauté de joueurs volontaires peut dépasser durablement les performances d'un processus automatisé, en utilisant le même type d'algorithme d'optimisation (algorithme génétique).

8 Expérimentations Krabott V3 (2012- 2013)

Le lancement d'une version 3 de Krabott a pour objectif de valider la conjecture proposée suite à l'expérimentation de Krabott V1&V2 : les humains sont capables de surperformer de façon systématique et durable les machines dans l'optimisation de stratégies de trading.

L'expérimentation Krabott V3 reprend les bases de Krabott V2 avec des innovations ergonomiques et des règles de gestion des Krabott stabilisées qui permettront de disposer de résultats exploitables s'appuyant sur une base de données homogène. La Version 3 des Krabott a donc pris le parti de remettre à zéro les scores des joueurs et de vider leurs équipes pour repartir sur un environnement totalement vierge.

Enfin, la version 3 intègre la gestion simultanée du multidevise dans l'exécution des stratégies en ajoutant les paires EURCHF, EURJPY, EURGBP à l'EURUSD ce qui permettra également de lisser les variations du marché des devises et donc les performances des stratégies.

8.1 Deux nouvelles stratégies de trading

La version 3 des Krabott embarque également deux nouvelles stratégies de trading, toujours dérivées du trend following mais visant à augmenter le champ des possibles (plus de paramètres), afin de faciliter l'apparition de stratégies originales et moins intuitives que la stratégie mise en œuvre sur la version 1. On utilisera notamment la notion de RSI (Relative Strength Index).

Wilder [175] introduit en 1978 la notion le RSI comme un indicateur de puissance d'une tendance sur une période donnée. Plus le RSI est haut plus la tendance aura tendance à s'essouffler. Le RSI est calculé de cette façon $RSI = 100 - [100 / (1 + H/B)]$ Avec H moyenne des hausses pendant les X dernières unités de temps et B moyenne des baisses pendant les X dernières unités de temps.

Famille 2 : trend following & RSI

Sur le modèle de la famille 1, la famille 2 est encadrée par un niveau de **Take_Profit** et de **Stop_Loss** implémenté dans ses gènes. En plus de ces contraintes, la famille 2 n'autorise le passage d'ordres que sur une certaine plage de valeur du RSI (**RSI_BUY** et **RSI_SELL**) si celui-ci n'est pas assez élevé l'ordre déclenché par un croisement de moyennes mobiles n'est pas exécuté. Le calcul des moyennes mobiles **MMCourte** et **MMLongue** est également réalisé dans le but de surpondérer les dernières valeurs par rapport aux plus anciennes, en suivant une loi exponentielle avec les exposants **expCourte** et **expLongue**. Enfin la profondeur des moyennes mobiles et la profondeur du RSI sont également placées en paramètres (**prof_Longue** et **prof_courte**).

Le Tableau 4 récapitule l'ensemble des paramètres encodés en binaire dans l'ADN des Krabott (le génotype) et leur interprétation dans le jeu (le phénotype).

Champ	Nom du champ	Longueur en bits	Position sur l'ADN	Valeur mini	Valeur maxi
Base de calcul du Take profit	Take_Profit	8	0	1	256
Base de calcul de Stop Loss	Stop_Loss	8	8	1	256
profondeur RSI	RSI_Prof	7	16	8	263
seuil RSI sens BUY	RSI_BUY	6	23	0	63
seuil RSI sens SELL	RSI_SELL	6	29	37	100
Profondeur Moyenne Mobile courte	MMCourte	5	41	1	64
Profondeur Moyenne Mobile longue	MMLongue	7	46	1	240
Exposant exponentielle pondération MM courte	expCourte	7	53	1	128
Exposant exponentielle pondération MM longue	expLongue	7	60	1	128
Profondeur mini avant recroisement	reculMin	7	67	1	128

Tableau 4 Génotype et phénotype famille 2

Lorsque MMCourte croise MMLongue, on aura 2 cas possibles :

- Cas 1 MMCourte > MMLongue, le Krabott passe un ordre BUY si les conditions suivantes sont réunies : RSI supérieur au niveau de RSI_BUY et pas de croisement enregistré depuis les « reculMin » dernières minutes.
- Cas 2 MMCourte < MMLongue Le Krabott passe un ordre SELL si les conditions suivantes sont réunies : RSI inférieur au niveau de RSI_SELL et pas de croisement enregistré depuis les « reculMin » dernières minutes.

La stratégie de la famille 2 engage virtuellement 1000 € dans le portefeuille du joueur. Le fonctionnement globale de la stratégie est présenté Figure 94.

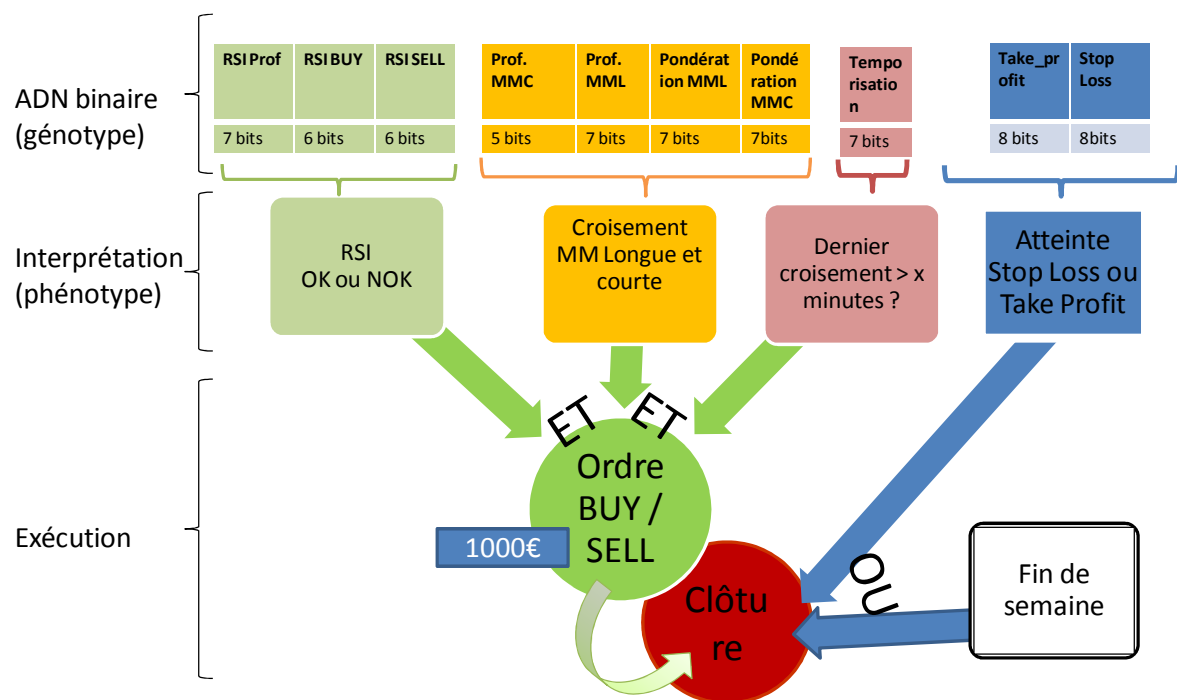


Figure 94 Synthèse du fonctionnement de la famille 2

Famille 3 : Trend following plus spéculatif

La famille 3 permet de travailler sur une stratégie plus spéculative qui pourra engager un capital, d'une valeur de 1000 à 8000 € selon un coefficient de « risque ». Enfin, les niveaux Take_Profit et Stop_Loss sont établis pour chaque ordre, en fonction de la volatilité du marché et du paramètre coefSLP. Le Tableau 5 récapitule l'ensemble des paramètres encodés en binaire dans l'ADN des Krabott (le génotype) et leur interprétation dans le jeu (le phénotype).

champ	champ	Longueur	Position sur l'ADN	mini	maxi
Base de calcul du Take profit	Take_Profit	8	0	1	256
Base de calcul de Stop Loss	Stop_Loss	8	8	1	256
profondeur RSI	RSI_Prof	8	16	8	263
seuil RSI sens BUY	RSI_BUY	6	24	0	63
seuil RSI sens SELL	RSI_SELL	6	30	37	100
Coefficient d'ajustement TP/SLCoef/volatilité	coefSLTP	6	36	0	63
Profondeur Moyenne Mobile courte	MMCourte	6	42	1	64
Profondeur Moyenne Mobile longue	MMLongue	8	48	1	256
Exposant exponentielle pondération MM courte	expCourte	7	56	1	128
Exposant exponentielle pondération MM longue	expLongue	7	63	1	128
Profondeur mini avant recroisement	reculMin	7	70	1	128
Niveau de risque	risque	3	77	1	8

Tableau 5 Génotype et phénotype famille 3

Le niveau du take profit est calculé à l'instant du passage de l'ordre en multipliant la valeur de coefSLTP avec l'amplitude du marché sur les 20 dernières minutes et la valeur du paramètre Take_Profit. Le niveau du Stop Loss est calculé à l'instant du passage de l'ordre en multipliant la valeur de coefSLTP avec l'amplitude du marché sur les 20 dernières minutes et la valeur du paramètre Stop_loss.

Lorsque MMCourte croise MMLongue, on aura 2 cas possibles :

- Cas 1 MMCourte > MMLongue, le Krabott passe un ordre BUY si les conditions suivantes sont réunies : RSI supérieur au niveau de RSI_BUY et pas de croisement enregistré depuis les « reculMin » dernières minutes.
- Cas 2 MMCourte < MMLongue Le Krabott passe un ordre SELL si les conditions suivantes sont réunies : RSI inférieur au niveau de RSI_SELL et pas de croisement enregistré depuis les « reculMin » dernières minutes.

La stratégie de la famille 3 engage virtuellement un montant = $\text{risque} \times 1000 \text{ €}$ dans le portefeuille du joueur et intègre (par rapport à la famille 2) des stop loss et take profit qui sont fonction de la volatilité des marchés.

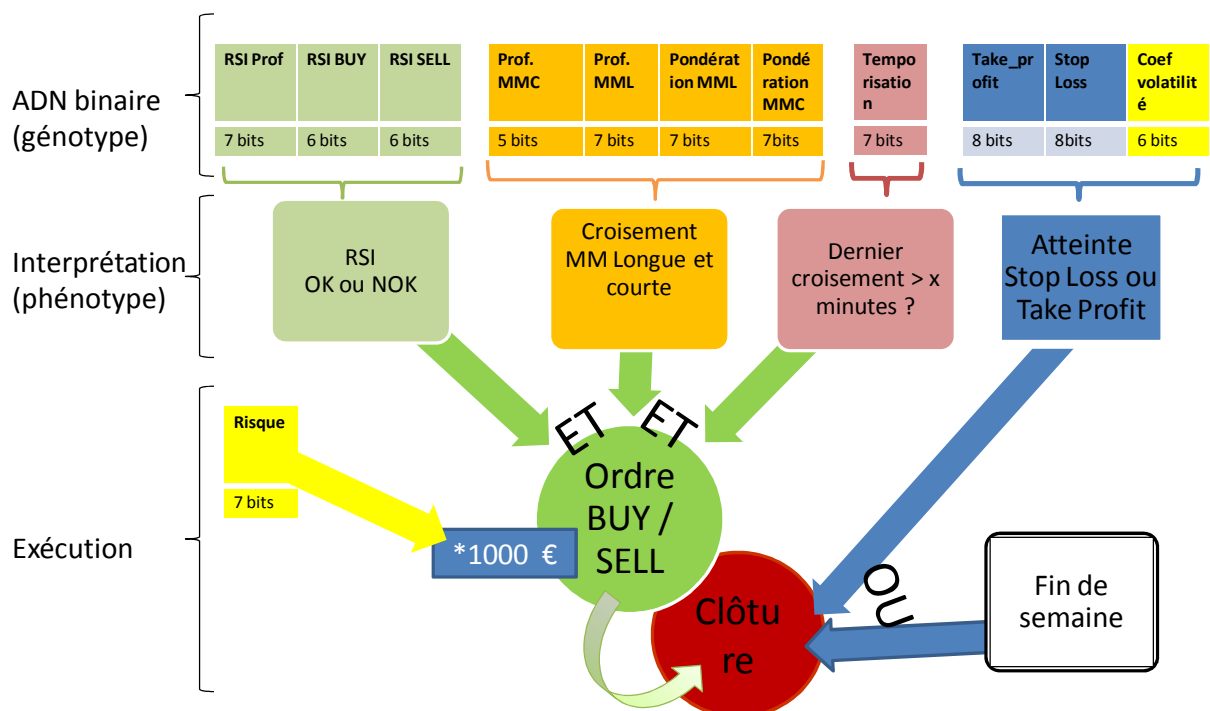


Figure 95 Synthèse du fonctionnement de la famille 3

8.2 Modifications sur les règles de gestion des Krabott par rapport à la V2

Les règles du jeu de Krabott ont été améliorées et stabilisées afin de disposer d'un support expérimental stable sur une période continue. Les règles ont notamment été modifiées afin de stimuler la compétition entre joueurs et favoriser la création de nouvelles stratégies au détriment des anciennes.

Architecture générale du jeu

L'architecture du jeu reste très proche de Krabott V2, elle laisse néanmoins moins de liberté aux joueurs sur la gestion de leurs équipes. Le jeu est, en effet, présenté aux joueurs sous forme de différents « sas » d'évolution, permettant

- ⇒ de sélectionner des Krabott dans un vivier personnalisé
- ⇒ de suivre les performances des Krabott dans une Nursery, ce qui constitue une phase d'observation pour le joueur
- ⇒ de sélectionner ses Krabott « champions » que le joueur pourra engager dans des compétitions et qui compteront dans son score global.

Une fois qu'un Krabott a été désigné comme champion, il est possible de l'engager dans des compétitions internes sur certaines périodes ou devises. Dans chacune des étapes de ce processus d'identification et de sélection, si un Krabott est supprimé par le joueur, son exclusion devient cette fois définitive (il ne peut pas être utilisé par d'autres joueurs, ce qui était le cas dans la V2).

On peut représenter le cycle de vie d'un Krabott à partir des campagnes de backtesting visant à dégrossir les solutions jusqu'au « cimetières des Krabott » (Figure 96)

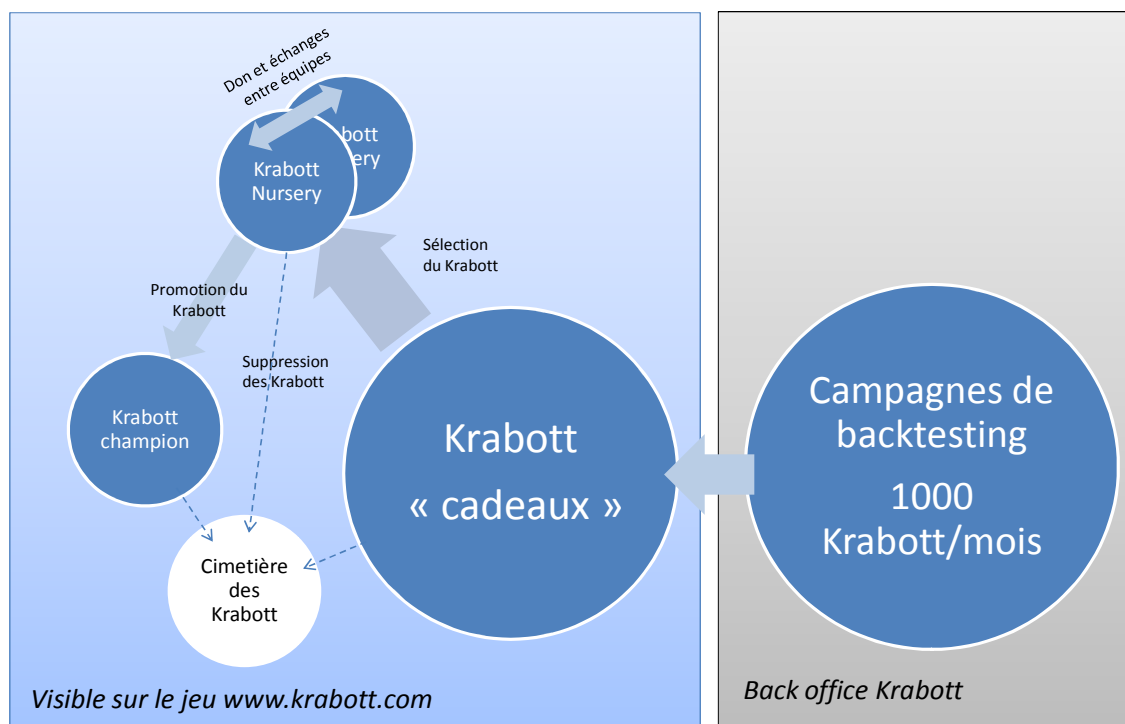


Figure 96 Cycle de vie d'un Krabott V3

Informations dont dispose un joueur sur un Krabott

Comme sur toutes les versions de Krabott, la signification et le contenu de l'ADN d'un Krabott sont masqués pour l'utilisateur.

Pour sélectionner un Krabott le joueur dispose des mêmes informations que sur la version 2 : performance du Krabott depuis son introduction dans le jeu (les informations historiques du Krabott restent masquées), ratio de Sharpe, historique de performance par devise, nombres d'ordres. Le joueur dispose, cette fois, de ces informations sur chacune des 4 devises de travail du jeu (Figure 97 et Figure 98).



Figure 97 Détail du Krabott, nommé par un joueur « be a good boy »

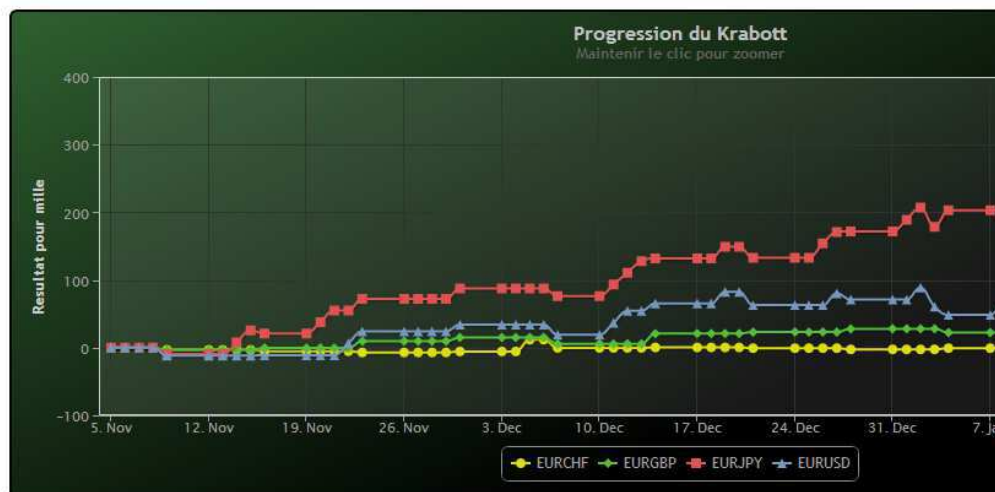


Figure 98 Courbe de progression du Krabott par devise

Les Krabott Cadeaux, constitution du vivier

Les Krabott cadeaux présentés aux joueurs sont issus des processus de backtesting, appliqués simultanément sur les 4 devises. Comme sur la version 2, environ 1000 stratégies sont éligibles chaque mois pour l'adoption par les joueurs. Les stratégies sont elles-mêmes issues d'une sélection, après optimisation et backtesting, sur plusieurs centaines de milliers de stratégies.

A la différence de la version 2 des Krabott, le vivier des Krabott adoptables n'est pas mutualisé pour tous les joueurs. Ils sont distribués de façon aléatoire dans l'onglet « cadeau » fig XXX de l'espace de travail du joueur, chaque joueur n'ayant ainsi accès qu'à un choix relativement limité de solutions issues du backtesting. Ce mécanisme permet de limiter le nombre de Krabott potentiellement adoptables par le joueur et d'assurer l'hétérogénéité des Krabott adoptés par les joueurs.

Suppression des Krabott

Contrairement au Krabott V2, la suppression d'un Krabott est définitive dans le jeu. En effet, la version 2 permettait aux autres joueurs de « recycler » un Krabott délaissé. Le Krabott délaissé par un premier joueur ayant généralement un historique plus important (donc plus rassurant) qu'un nouveau Krabott, l'utilisation de Krabott de nouvelles générations était alors plus rare. D'autre part, il est interdit pour un joueur de repasser un champion dans la « Nursery », le seul moyen de dégager de nouvelles places de champion étant de supprimer un Krabott champion ou de l'offrir à un autre joueur du jeu.

Au moment de l'exclusion, l'interface propose de faire don du Krabott sélectionné à un autre joueur ou à un futur joueur : le Krabott exclu devient un support de promotion du jeu à l'extérieur de la communauté. Il y a donc un « sens » à la vie des Krabott, sur lequel le joueur ne peut plus interagir. Une fois le Krabott sélectionné comme champion, le joueur ne peut le désactiver qu'en décidant de le supprimer ou de le donner à un autre joueur. On anticipe ainsi un renouvellement plus rapide des stratégies dans le jeu.

Application simultanée des stratégies sur 4 devises

Les Krabott sélectionnés sont évalués, lors du backtesting simultanément sur les 4 devises de travail : EURUSD, EURCHF, EURGBP, EURJPY. La performance des Krabott évaluée par l'algorithme génétique est donc la composante de ces 4 performances. Les Krabott présenteront également aux joueurs une performance globale somme des performances sur les 4 devises et une performance par devise. L'application de la stratégie des Krabott est indépendante sur chaque devise. Ainsi, les ordres ne sont ni passés au même moment, ni dans le même sens.

8.3 Modifications ergonomiques



Figure 99 Trois familles de Krabott utilisées dans le jeu : une couleur correspond à une stratégie

Le desk Krabott version 3

Le desk version 3 est une évolution essentiellement cosmétique de Krabott, on retrouve les mêmes fonctionnalités avec l'intégration du multidevise dans les feuilles de résultats. La seule différence fonctionnelle notable est la capacité d'engager une reproduction entre deux Krabott de son desk directement depuis l'écran principal.



Figure 100 Le desk Krabott V3

Négociation d'un Krabott entre joueurs

Une option de négociation de Krabott entre joueurs a été mise en œuvre. Elle permet de signaler à la communauté un Krabott que l'on souhaite voir partir de son équipe ou au contraire, solliciter un autre joueur pour récupérer un de ses Krabott dans son équipe (Figure 101).

Ce système de négociation est très spartiate et a été très peu utilisé.

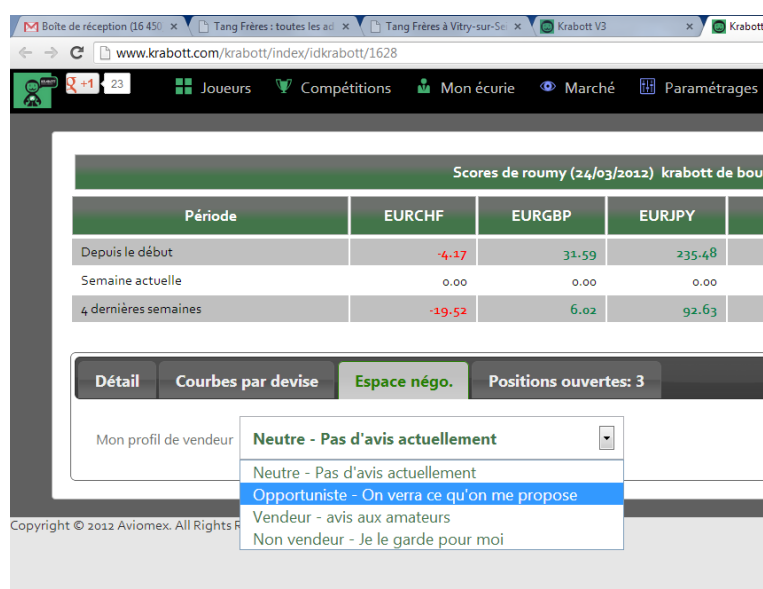


Figure 101 Espace négociation des Krabott

Reproduction de deux Krabott

La reproduction entre deux Krabott a, à la fois, été simplifiée et limitée, puisque le joueur peut directement, depuis le desk, consulter et sélectionner les combinaisons de reproduction possibles (Figure 102). Mais il ne peut plus sélectionner, comme sur la V2, des Krabott issus d'autres équipes.

tonio	I told you to be patient	Be a good boy
Né le: 31/08/2011 Performance: 232.25 Par jour: 0.00 Ratio Sharpe: 1.12 No orders: 377	Né le: 28/09/2012 Performance: 204.12 Par jour: 0.00 Ratio Sharpe: 0.50 No orders: 18	Né le: 28/09/2012 Performance: 233.65 Par jour: 0.00 Ratio Sharpe: -0.68 No orders: 16
EURCHF: -15.38 EURGBP: 46.76 EURJPY: 88.56 EURUSD: 112.30 Semaine actuelle: 0.00	EURCHF: -9.94 EURGBP: -145.29 EURJPY: 257.16 EURUSD: 102.20 Semaine actuelle: 0.00	EURCHF: 8.94 EURGBP: -19.26 EURJPY: -1.03 EURUSD: -22.89 Semaine actuelle: 0.00
Négociations Neutre - Pas d'avis actuellement	Négociations Neutre - Pas d'avis actuellement	Négociations Neutre - Pas d'avis actuellement
Management	Management	Management
	I told you to be patient ❤️ Be a good boy ➡️ 😊 I told you to be patient ❤️ Montjoie ! ➡️ 😊 I told you to be patient ❤️ Amelia ➡️ 😊 I told you to be patient ❤️ iran ➡️ 😊 I told you to be patient ❤️ Amelia 2 ➡️ 😊	Be a good boy ❤️ I told you to be patient ➡️ 😊 Be a good boy ❤️ Montjoie ! ➡️ 😊 Be a good boy ❤️ Amelia ➡️ 😊 Be a good boy ❤️ iran ➡️ 😊 Be a good boy ❤️ Amelia 2 ➡️ 😊
Amelia	iran	Amelia 2

Figure 102 Possibilités de reproduction sur un desk

Dans l'exemple ci-dessous, le Krabott « be a good boy » peut donc se reproduire avec « I Told you to be patient », « Montjoie ! », « Amelia », « Iran » et « Amelia 2 » (Figure 103).

Be a good boy ❤️ I told you to be patient ➡️ 😊
Be a good boy ❤️ Montjoie ! ➡️ 😊
Be a good boy ❤️ Amelia ➡️ 😊
Be a good boy ❤️ iran ➡️ 😊
Be a good boy ❤️ Amelia 2 ➡️ 😊
Amelia 2 🔍

Figure 103 Détail du Krabott « Be a good boy »

Des contrôles de distances sont opérés pour éviter de proposer des reproductions entre deux Krabott génétiquement trop proches. Enfin, la reproduction n'est pas possible entre deux Krabott d'espèces différentes, le champ des possibles suit donc des contraintes de distance et de

compatibilité. Dans l'exemple ci-dessous, le Krabott « Tonio » n'a ainsi aucun partenaire possible sur le desk, aucune solution de reproduction n'est donc proposée. (Figure 102)

Lorsque le joueur a identifié, puis sélectionné (par un clic de souris) la meilleure combinaison, la plate-forme demande une confirmation et impose au joueur de choisir un nom pour son Krabott. Le Krabott est alors placé dans la nursery, le joueur pourra, à tout moment, l'élever au rang de champion.

Suivi des ordres du desk en temps réel

La plate-forme Krabott offre une vue générale et non consolidée de tous les ordres en cours. Cet écran a théoriquement peu d'intérêt pour le joueur, puisqu'il ne peut intervenir sur les positions en cours mais il permet de gagner en crédibilité auprès des joueurs qui douteraient de la capacité « temps réel du jeu ». L'écran renseigne également des plus-values ou moins-values latentes en temps réel. Les informations sont détaillées à la fois par nom de Krabott et par devise (Figure 104).

Nom	Né le:	Scores				À	Devise	Position	Engagement:	Ouverture:	Cours actuel:	Perf. actuelle:
		EURCHF	EURGBP	EURJPY	EURUSD							
Amelia	20/10/2012	197.72	253.77	153.14	445.48	2013-01-29 18:04:01	EURUSD	BUY	13.58410	1.34800	1.34812	-1.41
Amelia	20/10/2012	197.72	253.77	153.14	445.48	2013-01-29 13:32:01	EURGBP	BUY	9.227.75	0.85419	0.85565	13.07
Iran	04/12/2012	-33.61	-11.64	59.03	72.64	2013-01-29 00:05:01	EURJPY	SELL	2.982.82	121.975	122.236	-7.07
Iran	04/12/2012	-33.61	-11.64	59.03	72.64	2013-01-28 09:41:01	EURCHF	SELL	3.100.21	1.24745	1.24304	10.30
Montjoie I	28/09/2012	70.84	107.05	115.23	94.92	2013-01-28 08:17:01	EURJPY	SELL	1.495.99	122.179	122.236	-1.13
Montjoie I	28/09/2012	70.84	107.05	115.23	94.92	2013-01-28 08:17:01	EURUSD	SELL	1.910.75	1.34905	1.34812	-4.72
Montjoie I	28/09/2012	70.84	107.05	115.23	94.92	2013-01-28 08:16:01	EURCHF	SELL	1.771.43	1.24857	1.24304	7.48
Montjoie I	28/09/2012	70.84	107.05	115.23	94.92	2013-01-28 06:57:01	EURGBP	BUY	1.222.75	0.85415	0.85565	1.79
Tonio	31/08/2011	-15.38	46.76	88.56	112.30	2013-01-28 06:44:00	EURGBP	SELL	1.000.00	122.532	122.236	2.18
Tonio	31/08/2011	-15.38	46.76	88.56	112.30	2013-01-28 06:31:00	EURGBP	BUY	1.000.00	0.85416	0.85565	1.45
Tonio	31/08/2011	-15.38	46.76	88.56	112.30	2013-01-28 06:27:00	EURCHF	BUY	1.000.00	1.24978	1.24304	-5.62
Tonio	31/08/2011	-15.38	46.76	88.56	112.30	2013-01-28 06:15:00	EURUSD	BUY	1.000.00	1.34931	1.34812	1.15

Figure 104 Détail des ordres du joueur « Myanmar » en janvier 2013

La rubrique « Marché » permet au joueur de visualiser le classement général des Krabott selon différents critères : performance générale, performance par devises, ratio de Sharpe etc... Cet onglet permet au joueur d'identifier des Krabott intéressants pour solliciter un don ou un échange (Figure 105).

Rechercher :										
Nom	Propriétaire	Total	Semaine actuelle	Par trader	Ratio Sharpe	EURCHF	EURGBP	EURJPY	EURUSD	
Lionel Mainon	cmeheut	2300.66	-116.95	14.61	2.96	173.42	307.37	978.08	-158.21	
Mike Hammer	cmeheut	1069.99	-34.29	9.85	1.23	396.41	79.03	-94.67	683.22	
Amelia	Myanmar	1050.11	-8.08	2.90	1.81	197.72	253.77	153.14	445.48	
	raoul moustache	568.03	-38.24	7.38	3.18	-6.70	98.02	358.84	117.87	
Alfonso	cmeheut	525.54	-108.13	2.10	1.89	91.63	299.07	108.83	26.01	
get27	cmeheut	499.43	0.00	0.75	1.74	-19.38	46.76	88.96	379.17	
Wintthe yes	krabott.coach	489.72	-32.13	9.89	0.63	-77.10	247.54	554.95	-235.57	
Tracassin	raoul moustache	469.30	0.00	0.70	1.63	-16.04	46.91	126.75	311.69	
cordouan (loser)	VPSCR	450.36	-10.79	0.70	1.63	-25.28	38.91	96.44	340.29	
Tafokrak	raoul moustache	405.05	0.00	0.64	1.46	-26.66	9.19	113.44	309.08	

Affichage de l'élément 1 à 10 sur 94 éléments

Copyright © 2012 Aviomex. All Rights Reserved. Powered by Aviomex

actuellement coaché par Loustic a ou

Figure 105 Liste des Krabott du jeu

Comme sur la version 2, Krabott donne accès au classement général qui liste la performance consolidée de chaque joueur depuis son inscription. Il permet au joueur de comparer ses performances avec celles d'autres joueurs de la communauté. A partir de cet écran, il est possible d'accéder au détail de chaque participant (performances détaillées, Krabott champions) à l'exception des données personnelles et du contenu de sa nursery.

8.4 Les concours de performance Krabott V3

Les concours de performance sont une innovation majeure sur Krabott V3, ils permettent aux joueurs de se spécialiser sur des performances court ou long terme et sur certaines devises. Enfin, ces concours permettent aux joueurs novices de se confronter directement aux joueurs plus anciens ou encore, de permettre à des joueurs en bas de classement de remporter quelques « médailles ».

Du point de vue expérimental, ces concours ont pour objectif de maintenir un esprit de compétition entre les joueurs et surtout de s'assurer d'une fréquentation constante de la plate-forme en suscitant périodiquement l'intérêt des joueurs.

Les concours sont présentés sous forme de challenges ciblés sur certaines périodes et sur certaines devises. On a ainsi en Janvier 2013 :

- Un concours toutes devises sur un an

- Un concours toutes devises sur un mois
- Un concours EURUSD sur un mois
- Un concours EURCHF sur un mois
- Un concours EURJPY sur un mois
- Un concours EURGBP sur un mois

(Figure 106)

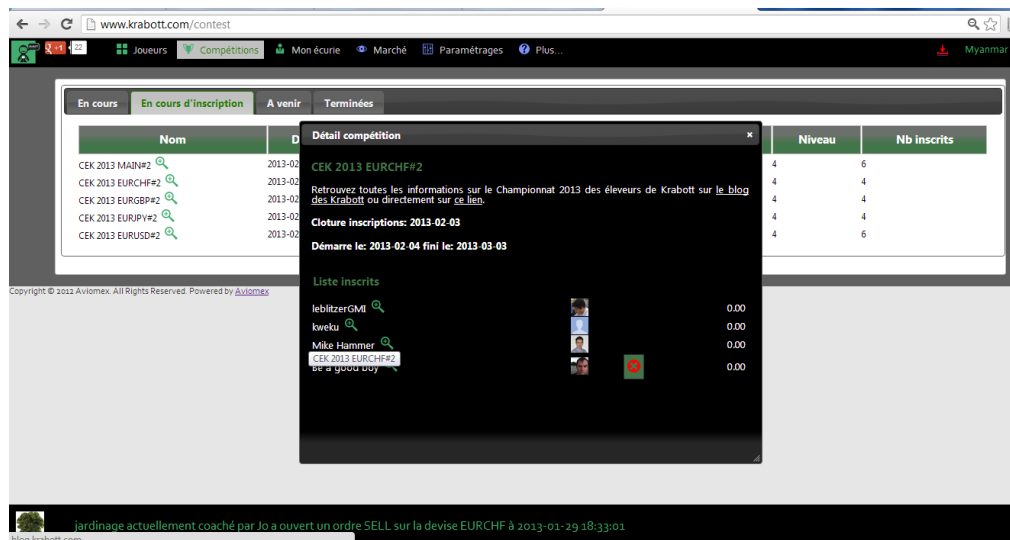


Figure 106 Concours organisés sur Janvier 2013

Les concours sont mis à jour chaque mois, les joueurs peuvent inscrire un ou plusieurs Krabott, exclusivement parmi les Krabott champions. La plate-forme présente simultanément l'historique des concours passés, les compétitions en cours et les compétitions à venir.

8.5 Résultats de l'expérimentation Krabott V3

Les expérimentations Krabott V3 vont permettre de confirmer ou d'infirmer les résultats obtenus sur Krabott V2. En effet, Krabott V3 s'appuie sur des stratégies nouvelles de trading, un renouvellement à 80% des joueurs (après un arrêt du jeu pendant plusieurs semaines) et surtout une capacité multi-devises qui donnera plus de fiabilité aux résultats avec 4 composantes distinctes et indépendantes. Les expérimentations ont porté uniquement sur les familles 2 et 3 de Krabott pour des raisons pratiques (disponibilité et temps de calcul).

Ne disposant pas d'un historique de données suffisant, seule l'expérimentation HC2 a été mise en œuvre (pour HC2, 12 mois nécessaires avant de démarrer l'observation). Krabott V3 a donc

uniquement permis de valider les résultats obtenus sur l'expérimentation HC2 de Krabott V2 mais cette fois sur deux familles de stratégies de trading distinctes.

Expérimentation HC2 – Famille 2

On reprend, dans ces résultats les conditions de l'expérimentation HC2 de Krabott V2. On place, dans le jeu, un nombre équivalent de Krabott-M (parmi 10 000 Krabott optimisés par algorithme génétique, après 18 mois de backtesting) que de Krabott-H à l'initiative des joueurs. A chaque Krabott-H créé à l'initiative d'un joueur, la machine insère un Krabott-M pour équilibrer à peu près le nombre de Krabott. Le Krabott-M est le Krabott doté du meilleur ratio de Sharpe sur une période de 3 mois. On compare ensuite les performances moyennes des deux familles.

Performances comparées KH /KM

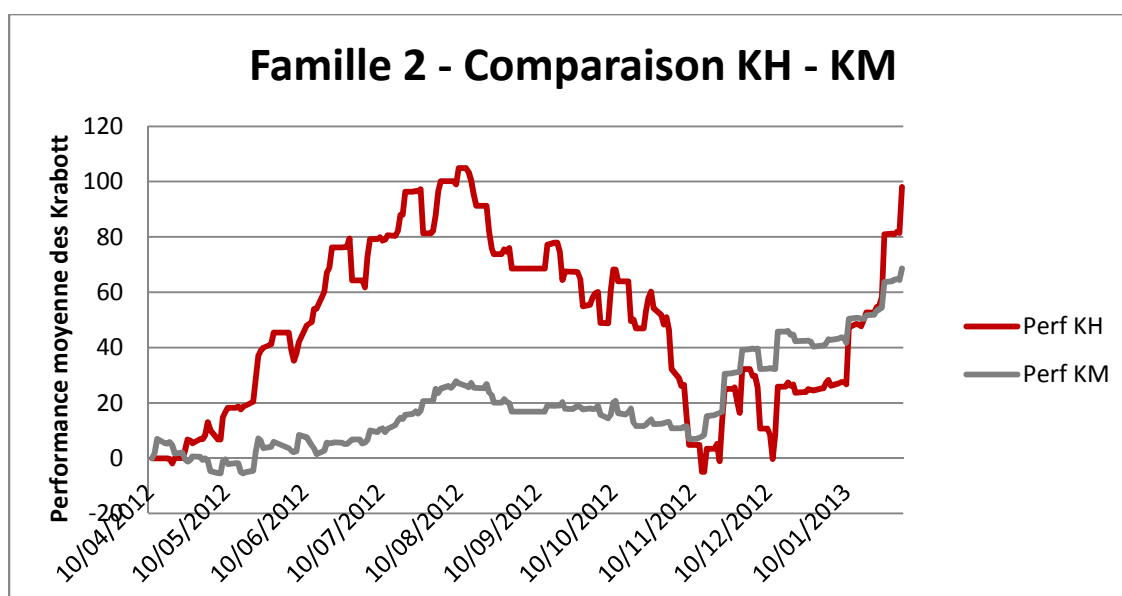


Figure 107 Famille 2, comparaison KH – KM

On constate que les Krabott-H surperforment généralement les Krabott-M sur la période et terminent avec une performance brute de +100 % contre +63% pour les Krabott-M (Figure 107).

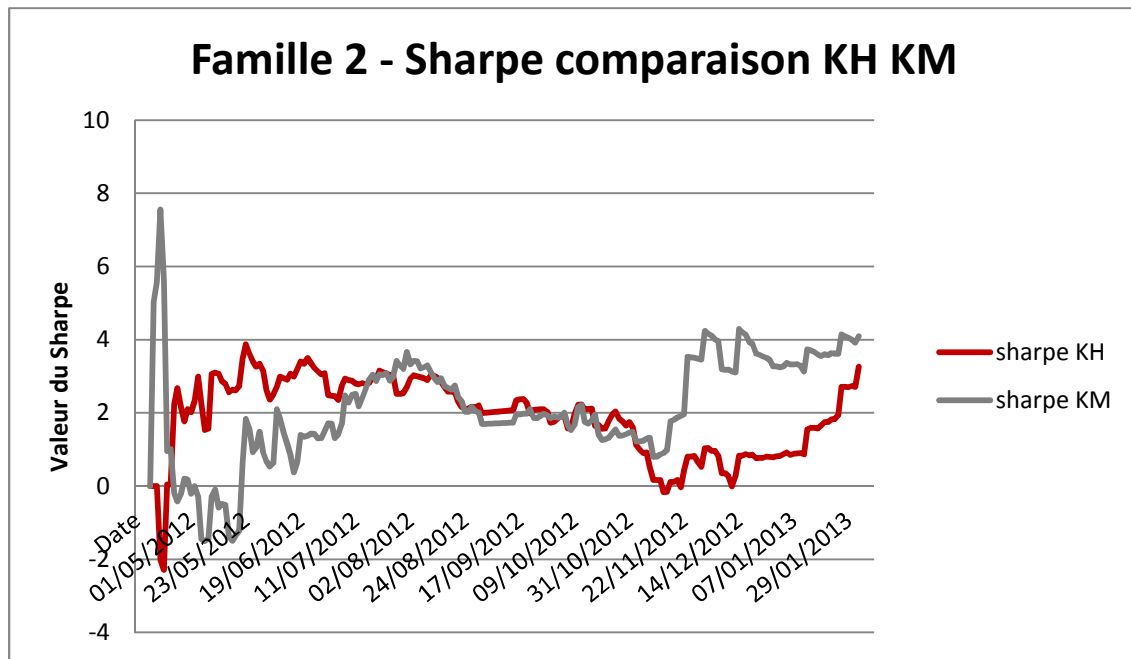


Figure 108 Comparaison Sharpe

On constate que les ratios de Sharpe sont globalement assez voisins et ne permettent pas de tirer des conclusions sinon que la qualité des signaux est assez voisine (Figure 108).

Exploration HC2 - Famille 2

ID	Type	PNL	PNL/Jour
26066	KH	295,72	6,24
25729	KH	293,78	6,20
26641	KH	185,33	5,92
25799	KH	269,52	5,69
25797	KH	266,27	5,62
25921	KH	261,13	5,51
25946	KH	253,75	5,35
25798	KH	250,77	5,29
25831	KH	249,20	5,26
25841	KH	246,06	5,19
25820	KH	245,49	5,18

Tableau 6 Palmarès famille 2

100% des 10 premiers Krabott sont de type KH (Tableau 6), donc issus de reproduction des joueurs, ce qui confirme les capacités exploratoires du HC dans le jeu. Il apparaît clairement que les joueurs cherchent à prendre plus de risques et permettent donc l'émergence de solutions très performantes tout en maintenant une moyenne de performance supérieure au calcul.

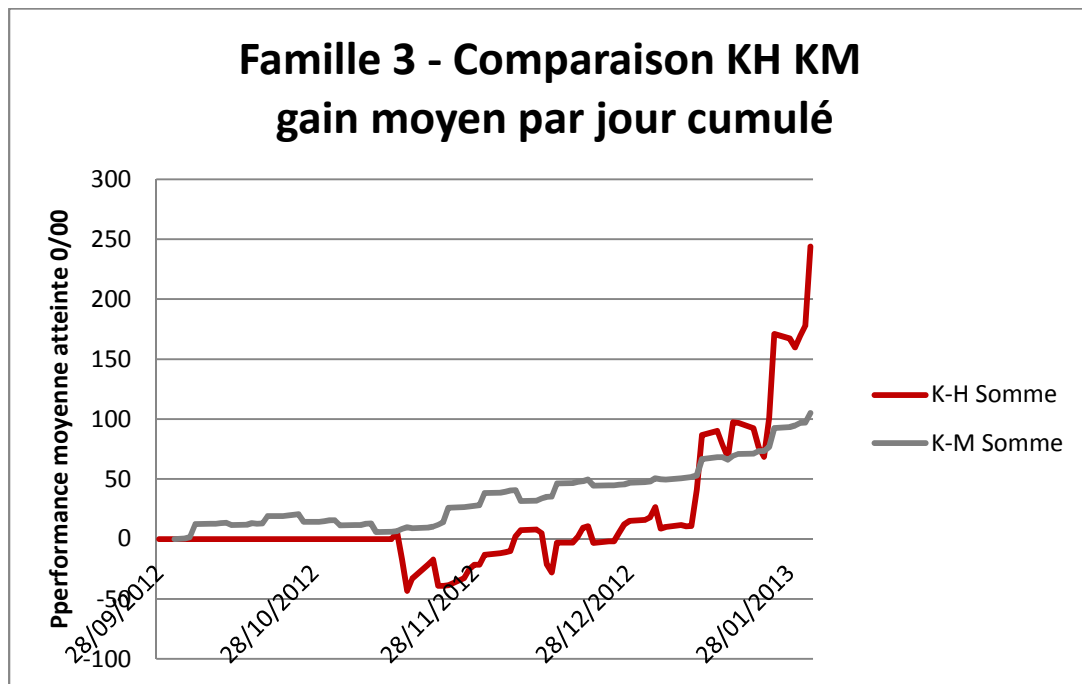


Figure 109 Comparatif performance brute KM KH Famille 3

La performance des Krabott-H est nettement plus importante que celle des Krabott-M en fin de période avec un score près de 3,5 fois plus important mais avec moins de régularité (Figure 109).

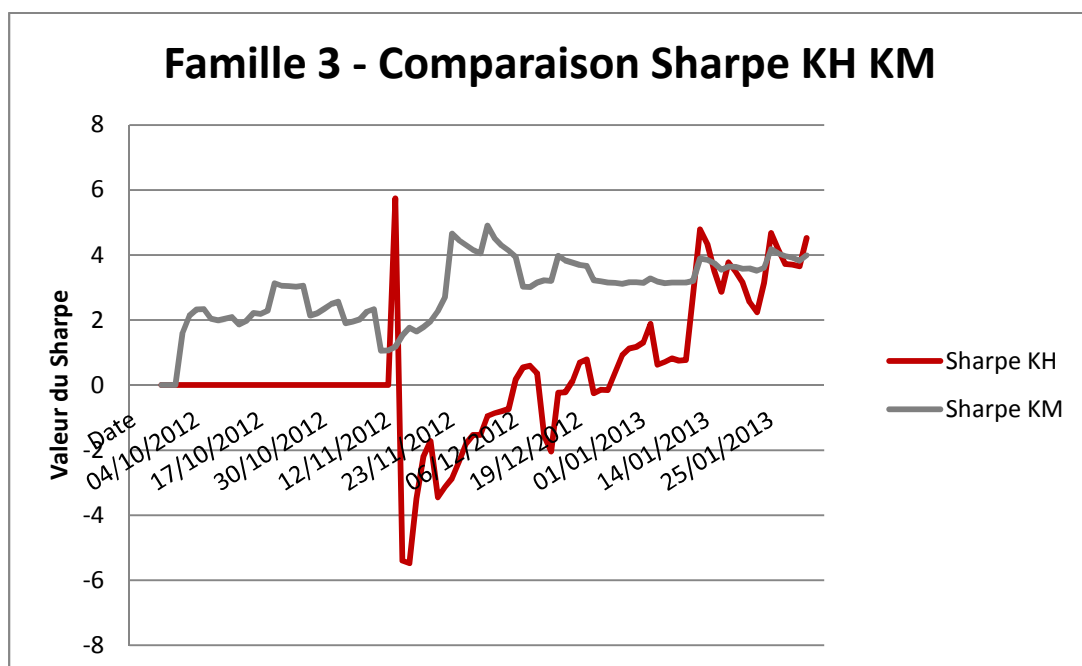


Figure 110 Comparatif ratio de Sharpe Famille 3

Le ratio de Sharpe des Krabott-H apparaît très instable en début de période (ce qui est peu significatif sur des périodes courtes) avant de rejoindre puis dépasser celui des Krabott-M.

Exploration HC 2 famille 3

Id Krabott	Perf brute	Nombre de jours	PnL moyen / jour
26635	682,21 KH	35	18,70
26638	613,29 KH	33	17,87
26239	786,04 KH	46	16,59
26370	615,09 KH	46	12,98
26209	393,64 KH	46	8,31
26238	359,36 KH	46	7,58
23787	618,98 KM	104	5,88
26249	276,92 KH	46	5,84
26405	269,62 KH	46	5,69
26173	246,86 KH	46	5,21

Tableau 7 Palmarès Famille 3

9 Krabott sur 10 (Tableau 8) du palmarès des 10 meilleures stratégies « famille 3 » sont issus d'un processus humain de sélection (seuls les Krabott de plus de 30 jours ont été sélectionnés).

8.6 Etude statistique des résultats de Krabott V3

Toutes les positions des Krabott étant clôturées chaque vendredi soir, le P&L sera calculé en fin de chaque semaine, semaine par semaine. On comparera ensuite le P&L des Krabott Machine avec le P&L des Krabott Humains. Dans chaque cas, les données suivantes seront calculées :

- Taille de l'échantillon
- P&L Minimum et Maximum
- Moyenne
- Ecart type
- percentiles : 10%, 20%,.... 90%

Bien que l'échantillon ait été disponible pour 18 semaines, le nombre de Krabott Humain était trop faible pour être statistiquement significatif jusqu'à la semaine 11. Les tests ont donc été menés de la semaine 12 à la semaine 18, soit durant 7 semaines. Afin de comparer leurs performances, nous avons calculé les statistiques des P&L (Tableau 8, Tableau 8 Comparaison des statistiques des P&L pour les Krabotts Machine (gauche) et les Krabott Humains (droite) pour V3 Famille 2) et tracé les quantiles des Krabott Machine en rouge, et des Krabott Humain en bleu (Annexe 10.1.1.1 et 10.1.1.2).

Krabott Machine						Krabott Humain					
Sem	Effectif	Min	Max	Moyenne	Ecart	Sem	Effectif	Min	Max	Moyenne	Ecart
1	9	-11,87	14,80	-2,04	9,73	1	17	-7,71	8,41	-6,00	4,03
2	9	-24,87	26,44	0,66	17,13	2	17	4,81	17,48	15,12	3,79
3	9	-51,46	21,98	-4,70	24,74	3	17	-20,12	6,98	-17,09	7,58
4	230	-16,19	31,10	0,76	7,38	4	18	-0,89	12,64	6,71	3,90
5	353	-33,96	20,64	-1,62	7,62	5	18	-25,96	4,07	-21,99	8,45
6	353	-41,68	32,32	-3,86	7,87	6	18	-34,23	3,62	-27,39	12,17
7	353	-38,39	35,04	8,36	13,96	7	18	-5,11	12,51	-1,44	6,41
8	353	-52,79	59,02	15,24	18,56	8	18	18,60	32,70	21,66	5,26
9	353	-19,63	37,47	8,68	9,00	9	18	-1,44	7,89	7,13	2,20
10	353	-34,86	28,63	-6,96	9,42	10	18	-25,83	-0,53	-21,47	8,42
11	353	-58,50	63,03	13,50	20,80	11	21	0,00	20,65	16,31	6,95
12	353	-44,23	26,24	-3,47	9,74	12	385	-36,41	36,16	-2,28	9,88
13	353	-35,44	34,78	-1,90	11,38	13	390	-38,07	34,04	0,89	14,33
14	353	-25,92	44,71	2,43	10,32	14	392	-43,98	35,04	1,73	11,60
15	353	-46,85	98,96	7,64	24,55	15	396	-40,90	102,10	21,05	31,56
16	353	-58,97	54,88	1,25	13,71	16	401	-49,71	71,11	5,37	16,97
17	353	-80,51	122,30	11,98	26,85	17	845	-371,53	130,81	28,29	39,42
18	353	-74,32	87,37	4,90	20,83	18	845	-259,49	95,11	17,11	33,54

Tableau 8 Comparaison des statistiques des P&L pour les Krabotts Machine (gauche) et les Krabott Humains (droite) pour V3 Famille 2

Krabott Machine						Krabott Humain					
Sem	Effectif	Min	Max	Moyenne	Ecart	Sem	Effectif	Min	Max	Moyenne	St Dev
1	651	-24,96	251,06	12,50	18,17	1					
2	651	-73,87	85,11	-0,75	12,49	2					
3	651	-42,88	201,58	7,29	16,04	3					
4	1046	-83,32	128,53	-4,78	17,26	4					
5	1046	-76,52	90,31	-2,79	10,07	5					
6	1467	-52,70	90,72	-5,53	10,66	6					
7	1467	-156,81	197,39	3,06	16,94	7	2	-38,40	-27,11	-32,75	7,98
8	1467	-503,08	528,02	17,13	35,46	8	2	-17,04	5,79	-5,63	16,14
9	1467	-73,17	292,23	12,21	16,35	9	5	0,00	37,35	20,69	15,71
10	1467	-241,27	90,65	-6,71	21,60	10	7	-13,03	42,86	20,28	19,84
11	1467	-594,28	473,04	14,73	39,70	11	11	-41,99	27,80	-4,67	21,51
12	1467	-299,11	64,77	-1,87	14,41	12	402	-98,35	102,71	-0,30	18,38
13	1467	-530,55	240,94	2,39	22,87	13	407	-127,24	354,70	18,28	36,96
14	1467	-270,26	200,89	2,80	22,94	14	409	-200,70	193,26	-5,06	29,64
15	1467	-703,44	314,98	17,04	45,66	15	410	-93,29	936,46	76,60	98,52
16	1467	-223,62	359,36	4,25	27,27	16	412	-504,94	359,36	10,06	45,85
17	1467	-468,49	556,28	21,65	39,11	17	860	-207,25	1093,91	74,44	94,09
18	1467	-556,65	454,99	12,51	38,97	18	871	-205,59	1576,72	72,71	106,24

Tableau 9 Comparaison des statistiques des P&L pour les Krabotts Machine (gauche) et les Krabott Humains (droite) pour V3 Famille3

On note, à quelques exceptions près, que les Krabott Humain sont plus performants que les Krabott Machine, ce qui amène à poser la question suivante : ces différences sont-elles significatives statistiquement, ou pourront-elles être simplement dues au hasard ? Afin de clarifier ce point, deux tests statistiques seront être réalisés pour les Krabott version V3 Familles 2 et 3 :

- Un test Kolmogorov-Smirnov portant sur les deux échantillons
- Un t-test avec deux échantillons

Test de Kolmogorov-Smirnov

Sur les figures des annexes 10.1.1.1 et 10.1.1.2, on observe que les courbes correspondant aux P&L des Krabott Humains (exprimées en fonction des percentiles) sont plus élevées que celles des Krabott Machine, excepté sur la Figure 114, la Figure 117, et la Figure 123 (ce qui correspond aux semaines 12 et 15 pour la famille 2 et 14 pour la famille 3).

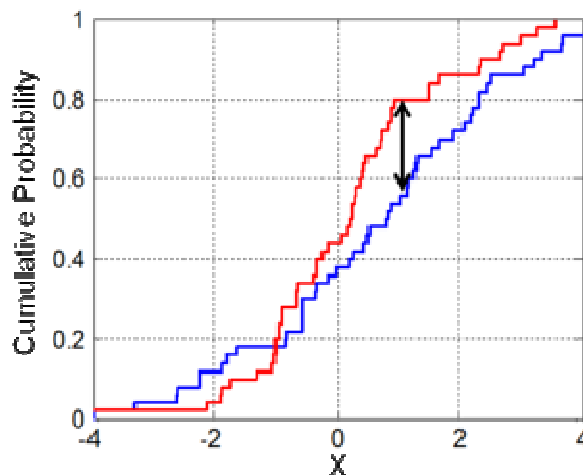


Figure 111 Distance entre deux distributions empiriques, calculée dans le test d'adéquation de Kolmogorov-Smirnov

Le test statistique de Kolmogorov-Smirnov [176] a pour objectif de comparer la distribution cumulée d'un jeu d'échantillons à celle d'une distribution spécifiée ou les distributions cumulées de deux jeux de données (ce cas). La distance entre les deux distributions est calculée en termes de probabilité, comme est indiqué sur la Figure 111. Le Tableau 10 et Tableau 11 donnent les résultats de ces tests.

Tableau 10 Test d'adéquation entre deux distributions empiriques des P&L (Kolmogorov-Smirnov) pour Krabotts Machine et Krabott Humains appartenant à V3 Famille 2

Semaine N°	Hypothèse H_0	Niveau de Confiance
12	rejetée	***
13	rejetée	***
14	rejetée	***
15	rejetée	***
16	rejetée	***
17	rejetée	***
18	rejetée	***

Tableau 11 Test d'adéquation entre deux distributions empiriques des P&L (Kolmogorov-Smirnov) pour Krabotts Machine et Krabott Humains appartenant à V3 Famille 2

Semaine N°	Hypothèse H_0	Niveau de Confiance
12	rejetée	***
13	rejetée	***
14	rejetée	***
15	rejetée	***
16	rejetée	***
17	rejetée	***
18	rejetée	***

Ces tests indiquent qu'il est hautement improbable (<1% de chance, indiqué par le symbole « *** ») que les différences soient dues simplement au hasard.

T-test avec deux échantillons

Dans un deuxième temps, l'hypothèse que la moyenne μ_H des P&L des Krabott Humain est plus grande que celle des Krabott Machine μ_M a été testée.

Hypothèse nulle : $H_0 \mu_M = \mu_H$

Hypothèse alternative : $H_1 \mu_M < \mu_H$

Dans ce cas, on suppose que les P&L hebdomadaires sont distribués selon une loi normale. Les résultats de ce test sont présentés Tableau 12 et Tableau 13. L'hypothèse nulle est réfutée pour les semaines 13, 15, 16, 17, 18, pour V3 famille 2 et V3 famille3, ainsi que en semaine 12 pour V3 famille 3.

Semaine N°	Intervalle de confiance		Null Hypothesis	Niveau de confiance
	Borne inf	Borne sup		
12	$-\infty$	0.0024	accepté	
13	$-\infty$	-1.2183	rejeté	***
14	$-\infty$	2.0286	accepté	
15	$-\infty$	-9.9838	rejeté	***
16	$-\infty$	-2.2554	rejeté	***
17	$-\infty$	-12.5346	rejeté	***
18	$-\infty$	-9.0416	rejeté	***

Tableau 12 Résultats des t-tests pour V3 Famille 2

Semaine N°	Intervalle de confiance		Null Hypothesis	Niveau de confiance
	Borne inf	Borne Sup		
12	$-\infty$	-0.1497	rejeté	**
13	$-\infty$	-13.4398	rejeté	***
14	$-\infty$	10.1257	accepté	
15	$-\infty$	-53.9322	rejeté	***
16	$-\infty$	-2.8474	rejeté	***
17	$-\infty$	-48.1929	rejeté	***
18	$-\infty$	-55.1454	rejeté	***

Tableau 13 Résultats des t-tests pour V3 Famille 3

Conclusion

Pour la famille 2, les Krabott-Humains surperforment clairement les Krabott-Machine sur 5 des 7 semaines considérées, pour la famille 3, les Krabott-Humains surperforment également les Krabott-Machine sur 6 des 7 semaines considérées. De plus, la performance moyenne des Krabott-Humains s'améliore par rapport aux Krabott-Machines et sur la période de travail.

Les travaux de cette thèse peuvent être considérés comme un tâtonnement préliminaire de l'utilisation du Human Computation en finance quantitative en ouvrant deux pistes de travail possibles : la première concerne les données d'entrée et la deuxième concerne l'optimisation de stratégies de trading existantes.

Human computing et données d'entrée, les conclusions

L'intelligence collective des réseaux sociaux comme Facebook ou Twitter permet aux systèmes de trading fondés sur l'analyse des news de capter l'information dans son exhaustivité et, ainsi, de réagir plus vite en comprenant plus vite. La tendance lourde de virtualisation des systèmes informatiques qui gagne particuliers et entreprises dans tous les domaines de la vie courante permet une concentration sans précédent de l'information. En face de ces données organisées par des centaines de millions d'utilisateurs volontaires, les approches réduites à l'analyse d'un flux d'information précalibré devraient rapidement se révéler surclassées. Néanmoins, les résultats des expérimentations ne donnent pas encore une vision parfaitement claire des techniques à mettre en œuvre pour exploiter de façon opérationnelle cette information. Enfin la preuve d'un avantage concurrentiel dans l'exploitation de l'informations des réseaux sociaux en finance quantitative n'a pas été formellement établie, ni dans cette thèse, ni *de facto* dans la littérature.

Human computing et optimisation de stratégie, les conclusions

L'utilisation du human computation pour optimiser des stratégies de référence issues de l'analyse technique constituait au démarrage de cette thèse une hypothèse audacieuse. Malgré les difficultés de mise en œuvre des expérimentations, il semble que le jeu Krabott ait prouvé la capacité des humains à surclasser les automates, au moins sur les périodes d'observation et sur le marché du FOREX. Même s'il existe des approches connexes faisant appel à une communauté de joueurs-traders, Krabott est une première dans l'utilisation d'un serious game pour la mise en œuvre d'un système autonome de human computation à l'instar de Fold-it en biochimie.

La plate-forme Krabott a été conçue pour accueillir tous types de stratégies et un nombre d'utilisateurs sans limite théorique. L'expérimentation est donc très autonome et est désormais capable, depuis juin 2013, d'accueillir de nouveaux « quants », c'est-à-dire des concepteurs de stratégies. Le jeu peut ainsi évoluer sans limites de complexité, en fixant simplement des contraintes de marché (Forex) et de fréquence (au minimum le tic). Il sera donc possible d'ici 24 à 48 mois de tirer des conclusions beaucoup plus définitives sur l'apport exact et sur une période longue de l'intelligence humaine dans un process d'optimisation au service d'un système de human computation. En outre, il pourra être possible de concevoir un signal consolidé fiable, à partir des meilleurs Krabott Humains reconnus par la communauté, reposant sur une mise à jour très rapide des stratégies sélectionnées. Les premiers tests réalisés sur la version 3 de Krabott (qui ne sont pas présentés dans cette thèse, car encore trop partiels, sont très encourageants, annexe 10.3).

Un autre axe de recherche viserait à concevoir un Krabott plus ouvert dont les stratégies seraient capables de se combiner entre elles pour évoluer. Le schéma de mise en œuvre assez complexe de cette solution est ébauché en annexe 10.2 de cette thèse.

Concernant les expérimentations sur les réseaux sociaux, les systèmes conçus dans le cadre de cette thèse ne peuvent être considérés comme pérennes. Il conviendra de reprendre la réflexion pour mener des expérimentations sans doute en partenariat direct avec les exploitants commerciaux de ces plates-formes communautaires, afin de disposer d'une information continue et fiable. Il est, en effet, délicat de miser sur la tolérance des Firewall pour exploiter une information publique de façon systématique.

Il apparaît, en conclusion, que le human computation est une technique puissante pour optimiser un système, que ce soit en biochimie ou en finance quantitative, le serious game restant l'une des clefs principales de mise en œuvre. Il nécessite néanmoins des investissements conséquents de mise en œuvre pour aboutir à des résultats pertinents et exploitables. Miller [177] a publié un article intitulé " Don't Let Your Robots Grow Up To Be Traders", la conclusion de cette thèse serait donc à l'inverse « Let Traders Grow Up To Be Robots ».

10 Annexes

10.1 Modules Krabott « live »

L'interface broker réel

Krabott a longtemps hésité à permettre à ses joueurs de répliquer les ordres des Krabott auprès d'un broker sur des portefeuilles réels. Outre le risque juridique lié à la qualité des signaux transmis (en cas de coupure réseau les ordres ne seraient plus pilotés), il ne semble pas que cette fonctionnalité soit une réelle demande des joueurs. Il aurait cependant été intéressant de pouvoir comparer les performances de Krabott utilisés dans des conditions réelles avec des Krabott passant des ordres fictifs (à la fois pour calibrer les effets du slippage dans le jeu mais également pour observer le comportement des joueurs).

4 types d'interfaces ont été testées et réalisées. Deux ou trois joueurs ont effectivement publié leurs signaux de trading Krabott vers ces plates-formes et deux ou trois investisseurs ont effectivement suivi ces ordres sur la base des résultats publiés. Ces interfaces sont présentées en annexe.

MetaTrader 4&5

Krabott a ouvert, durant 18 mois, la possibilité aux joueurs d'exécuter localement la stratégie des Krabott sur la plate-forme MetaTrader 4&5 compatible avec la quasi-totalité des brokers de la place. Cette option permettait donc théoriquement aux joueurs d'investir réellement sur les marchés, à partir des stratégies de Krabott de leurs équipes.

Collective2 & Zulutrade

Zulutrade et Collective 2 sont des plates-formes de publication de signaux de trading, les joueurs pouvant éventuellement recueillir une partie des bénéfices des suiveurs.

Krabott a fourni, en 2011, un plug-in à installer sur un logiciel du marché, permettant la réplication fidèle des ordres (Figure 112).



Figure 112 Schéma d'Interface MetaTrader 5

2 joueurs Krabott ont publié en 2010 et 2011 des signaux sur la plate-forme d'échange Zulutrade, sans résultats significatifs en raison d'un faible historique exploitable. (Figure 113)

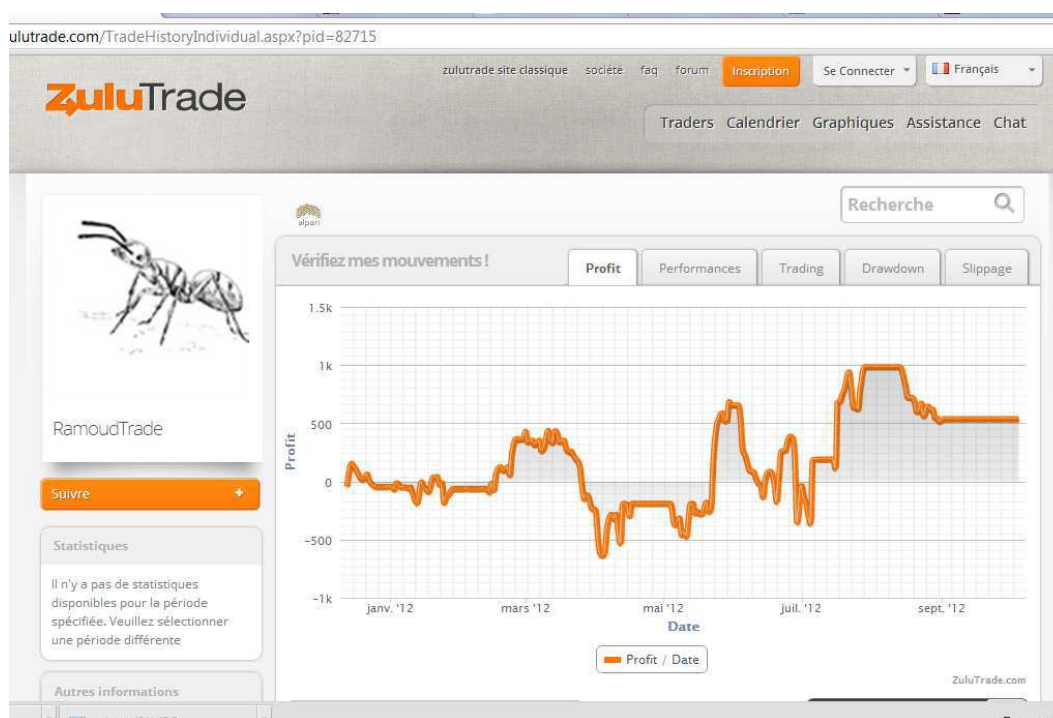


Figure 113 Signal de trading EURUSD publié par « RamoudTrade » qui copie le desk Krabott

10.1.1 Annexe aux calculs statistiques Krabott V3

10.1.1.1 Krabott V3 Famille 2

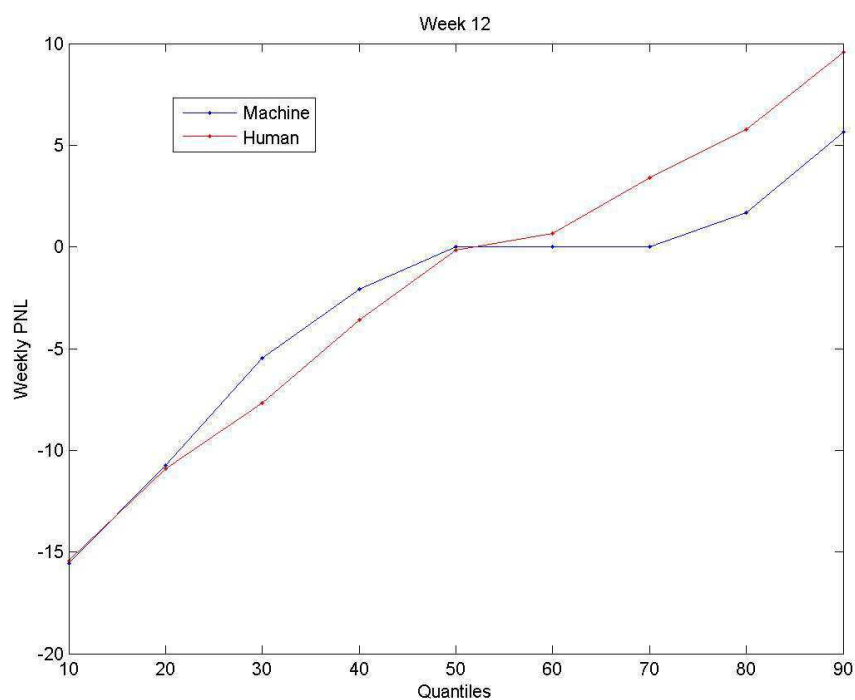


Figure 114 PNL par quantiles semaine 12 Famille 2

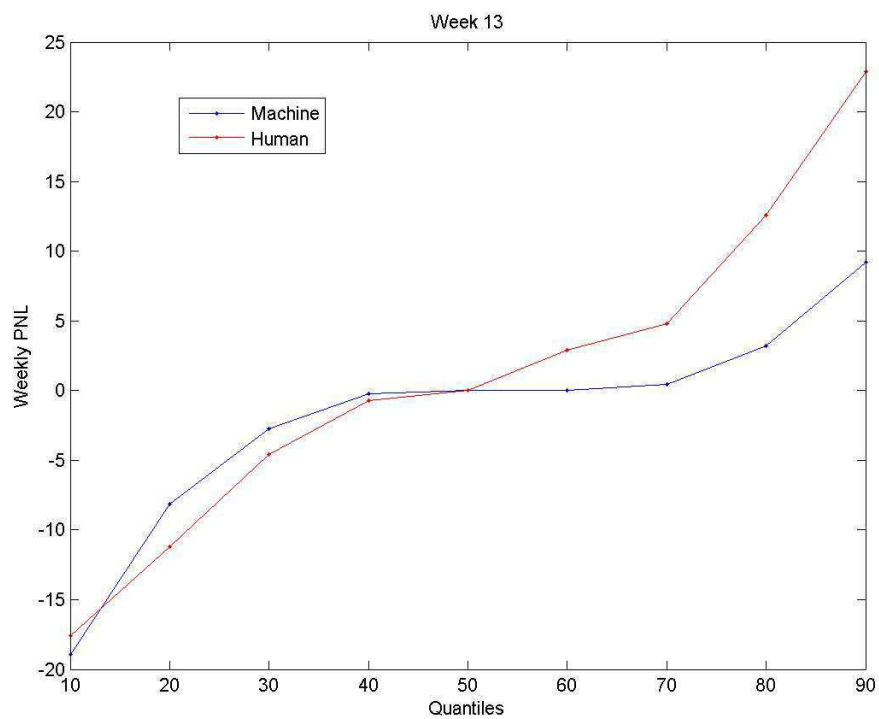


Figure 115 PNL par quantiles semaine 13 Famille 2

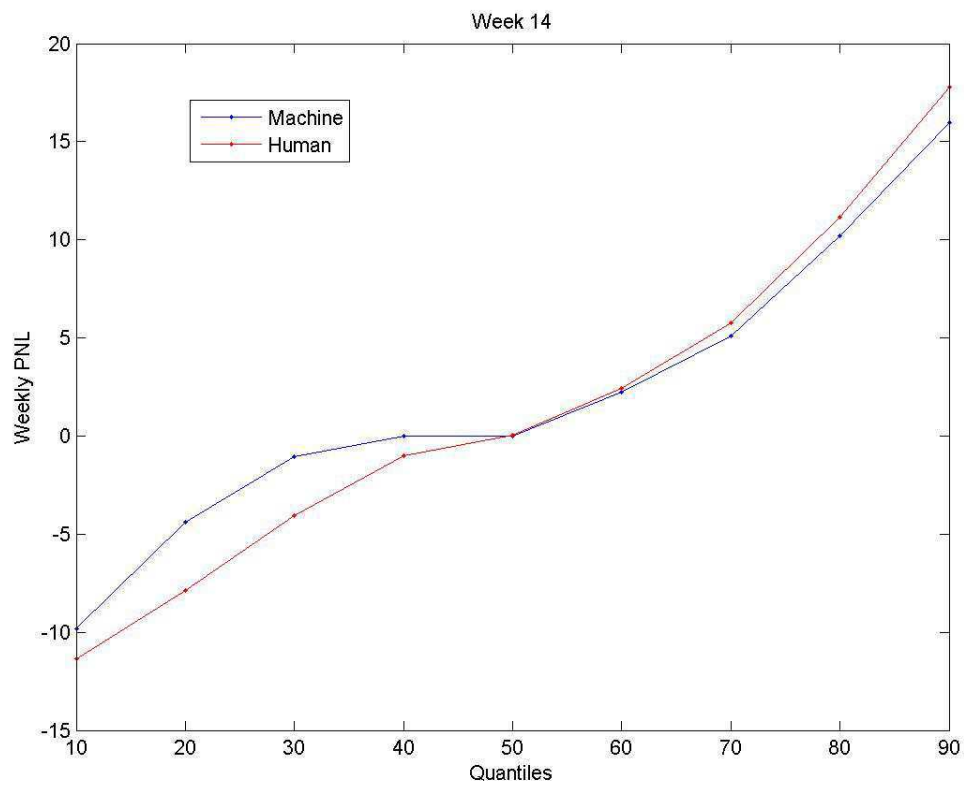


Figure 116 PNL par quantiles semaine 14 Famille 2

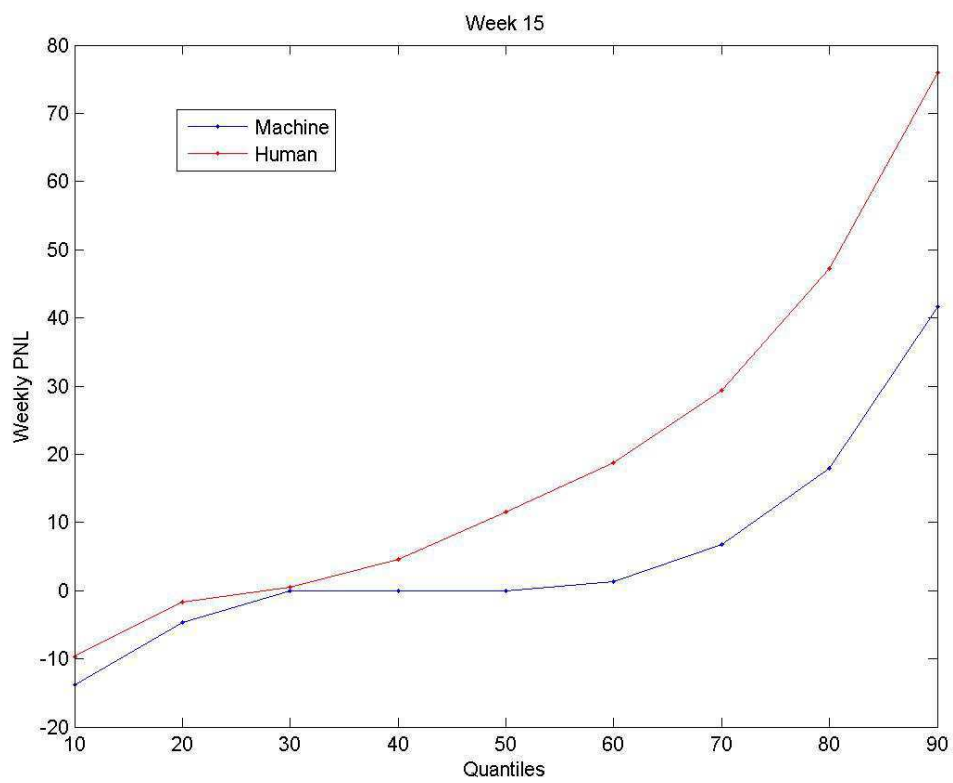


Figure 117 PNL par quantiles semaine 15 Famille 2

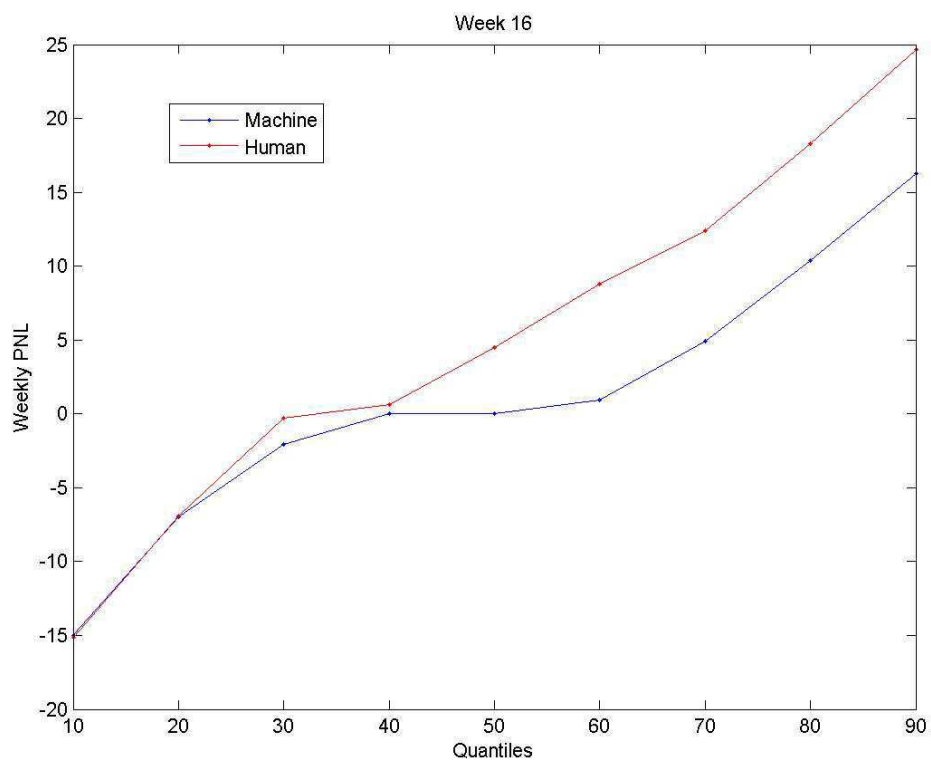


Figure 118 PNL par quantiles semaine 16 Famille 2

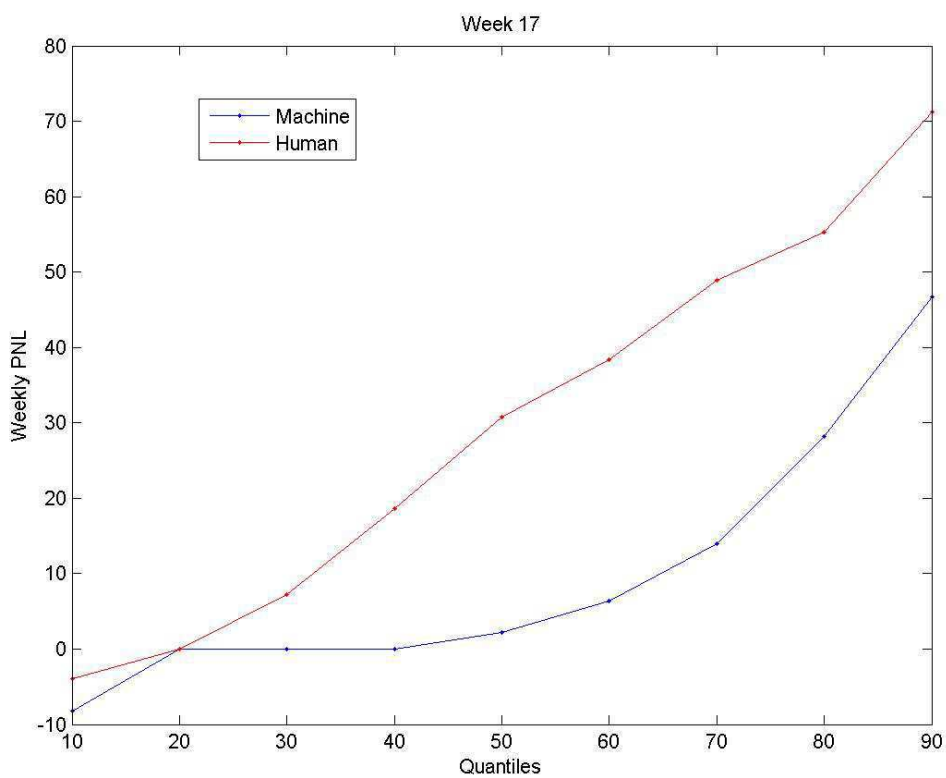


Figure 119 PNL par quantiles semaine 17 Famille 2

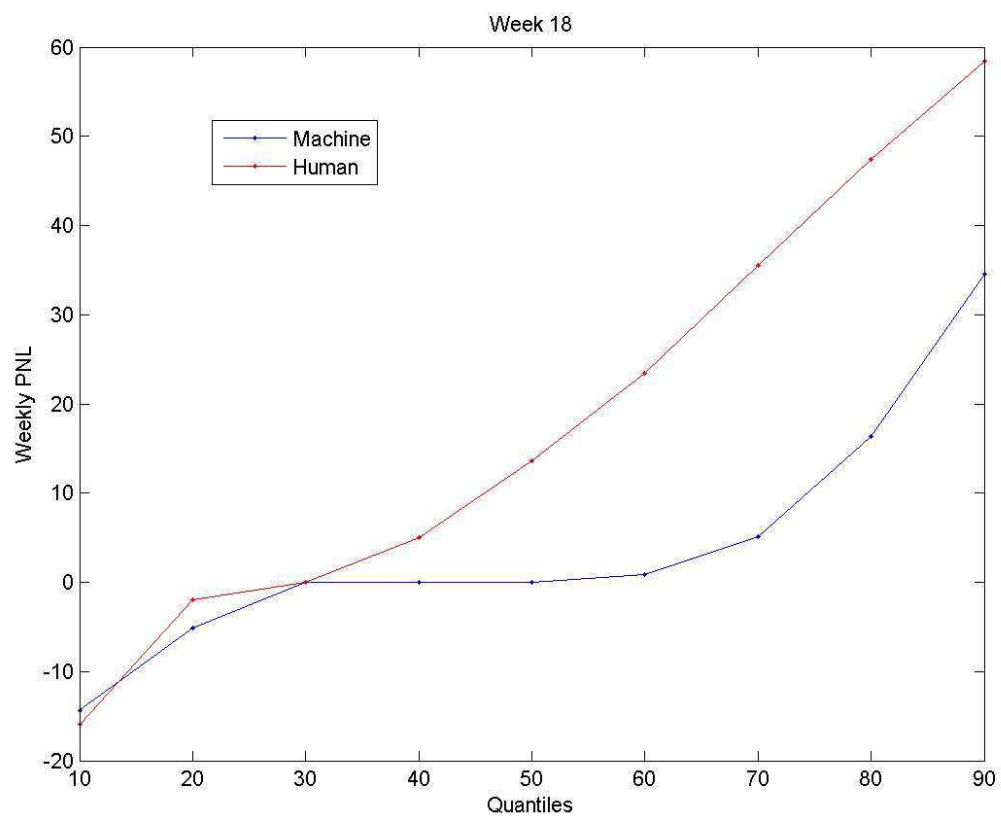


Figure 120 PNL par quantiles semaine 18 Famille 2

10.1.1.2 Krabott V3 famille 3

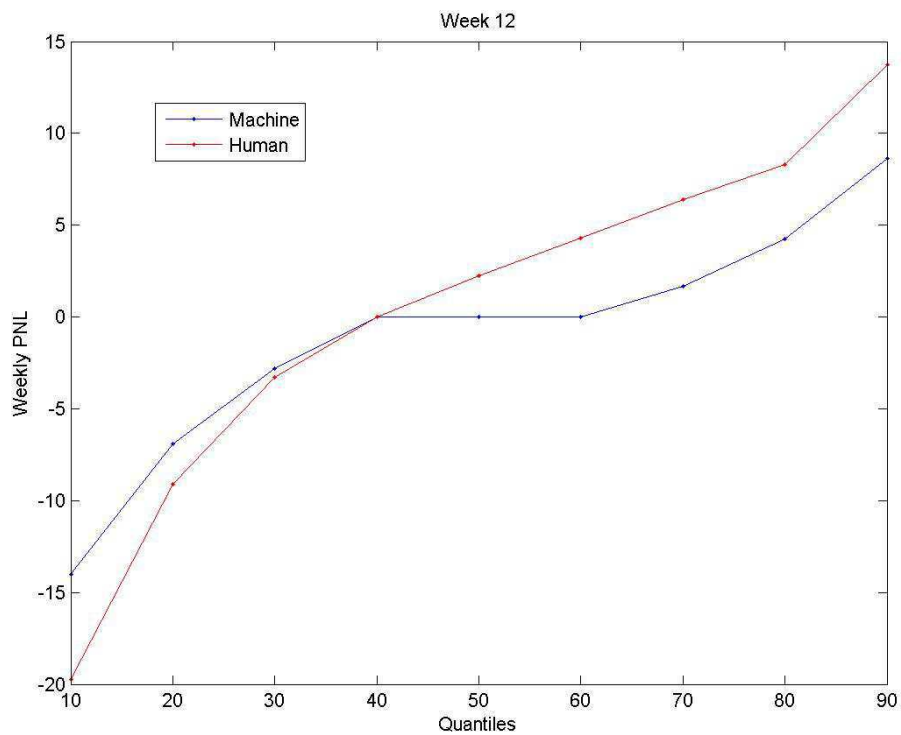


Figure 121 PNL par quantiles semaine 12 Famille 3

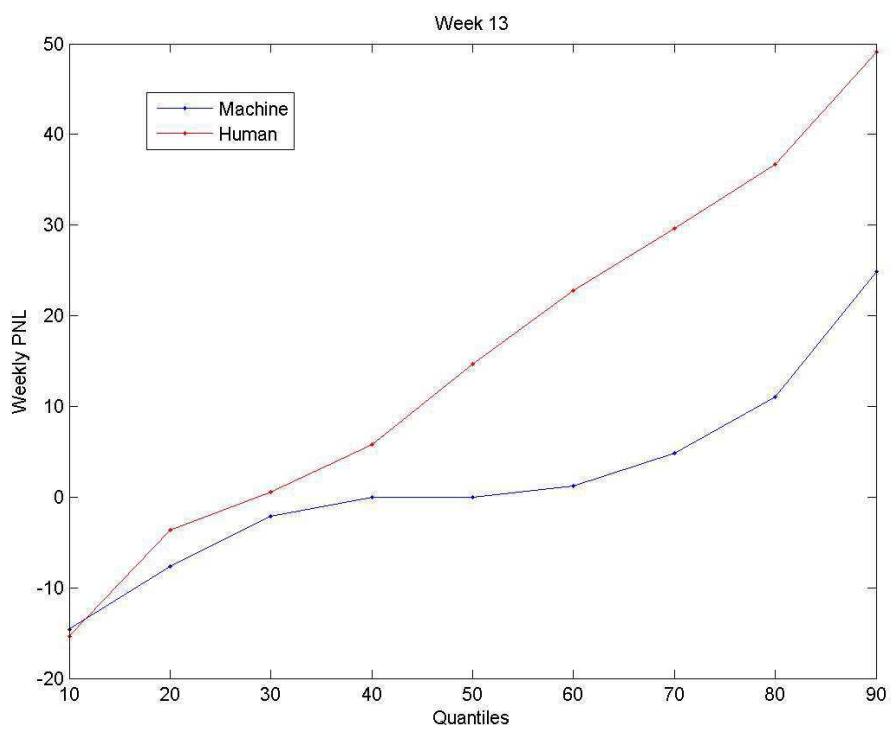


Figure 122 PNL par quantiles semaine 13 Famille 3

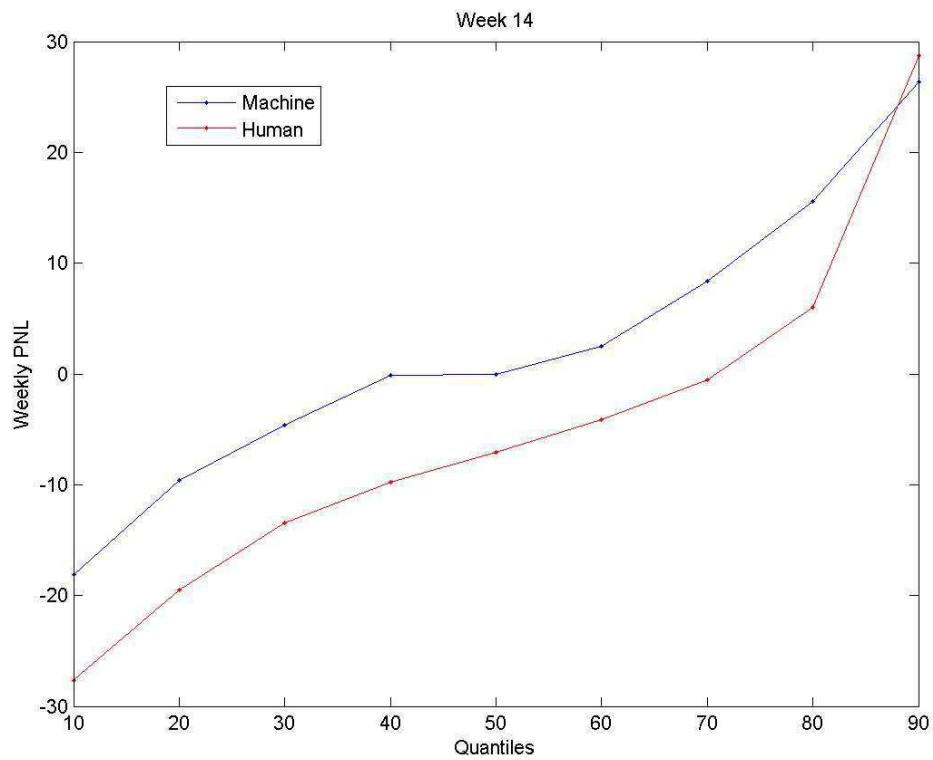


Figure 123 PNL par quantiles semaine 14 Famille 3

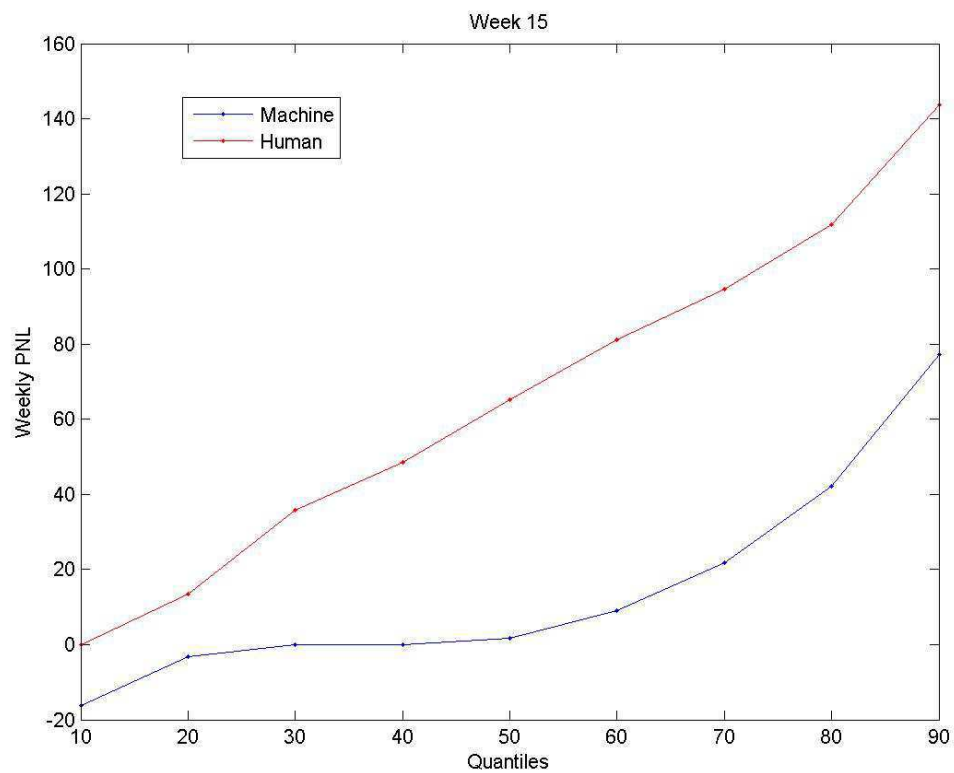


Figure 124 PNL par quantiles semaine 15 Famille 3

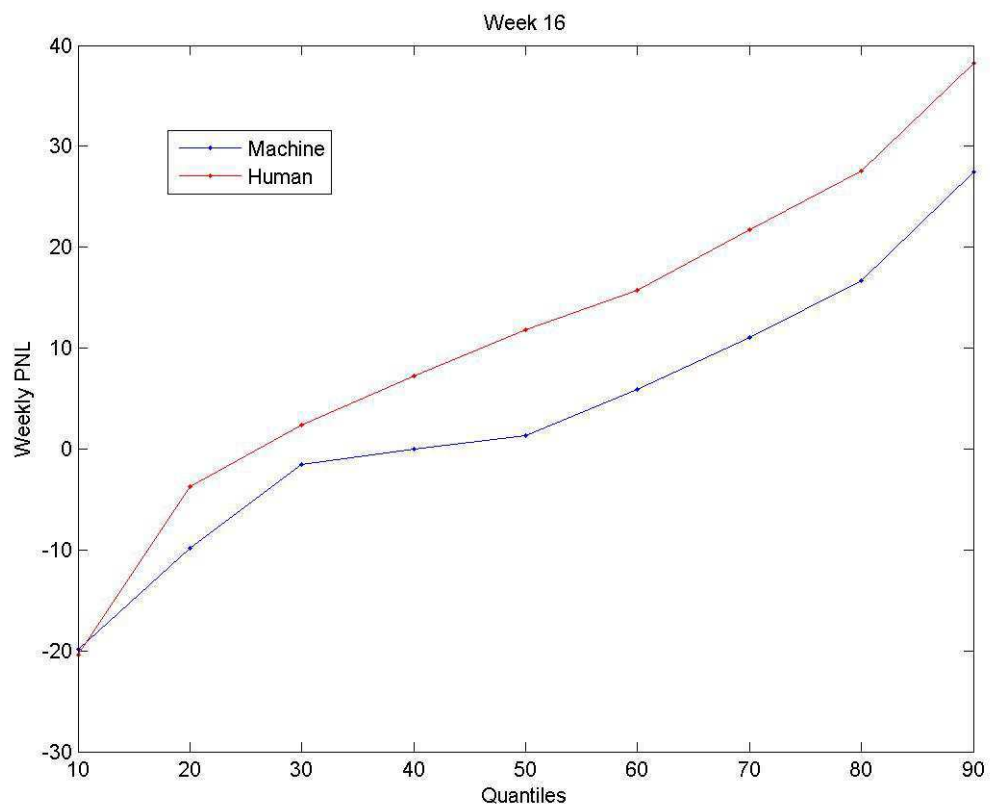


Figure 125 PNL par quantiles semaine 16 Famille 3

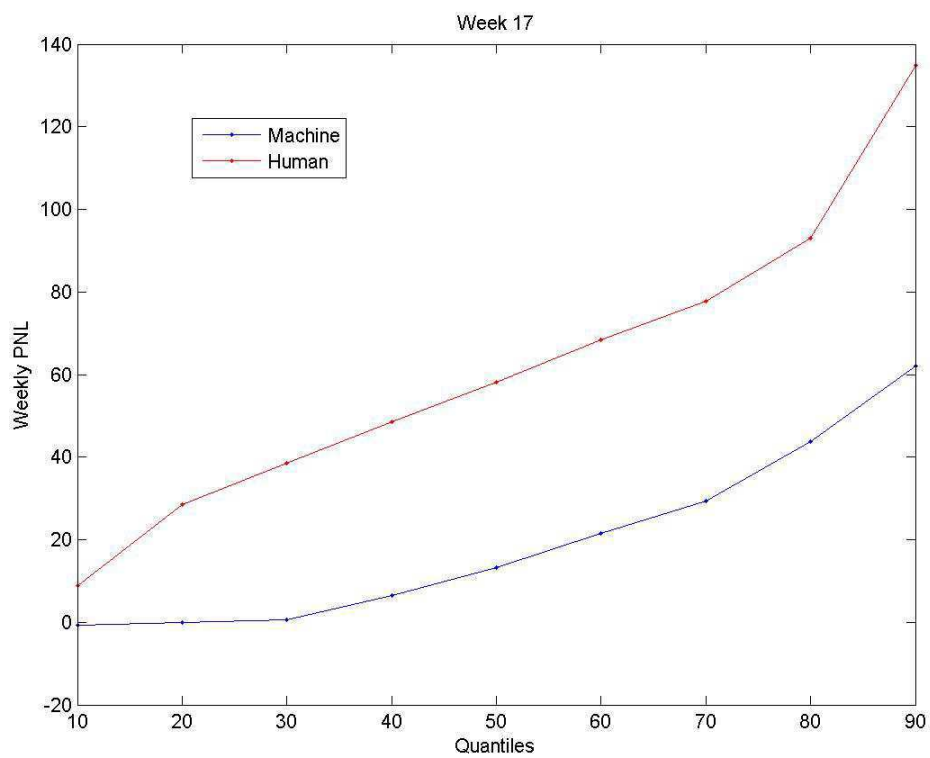


Figure 126 PNL par quantiles semaine 17 Famille 3

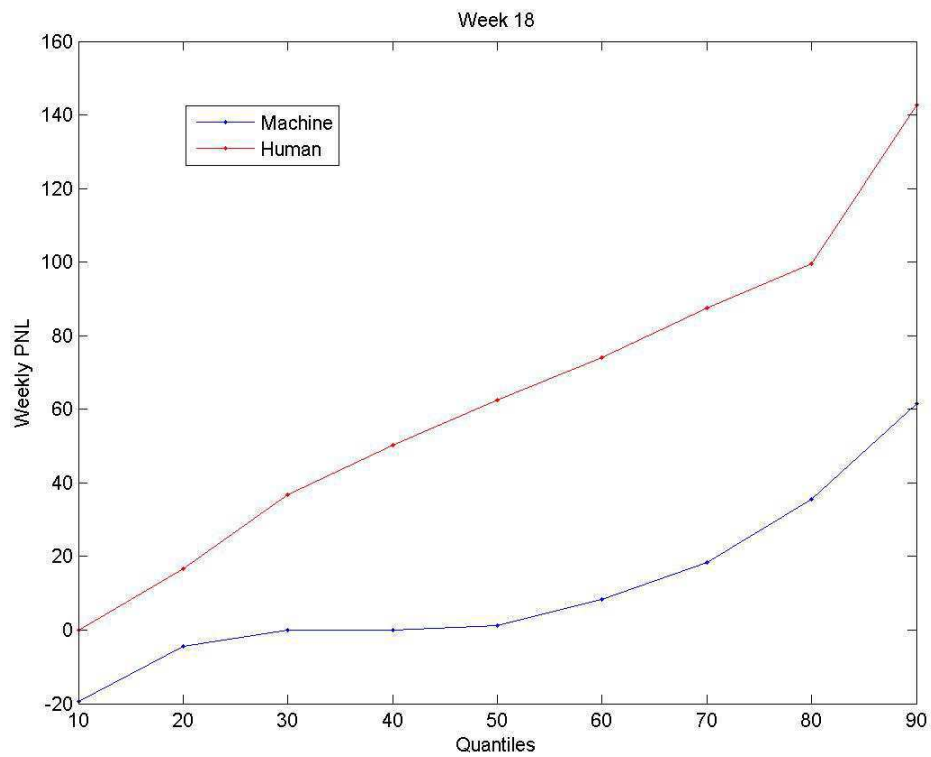


Figure 127 PNL par quantiles semaine 18 Famille 3

10.2 Faire appel au human computation pour concevoir de nouvelles natures de stratégies de trading, esquisse de Krabott V4

Les différentes expérimentations Twitter ou Krabott se sont, jusqu'à présent, limitées à l'exploration ou l'optimisation de paramètres appartenant à des stratégies de trading dont la nature reste figée dans le temps. Il est également possible d'imaginer un système plus large fondé sur le Human Computation et permettant théoriquement de concevoir n'importe quelle stratégie de trading avec, comme seule contrainte, la fréquence de travail, les capacités de calcul et la nature des données d'entrée du système.

Les stratégies ouvertes

Les versions 1, 2 et 3 de Krabott partagent toutes une architecture fondée

- 1) sur le travail d'expert qui définissent des familles de stratégies,
- 2) le backtesting qui dégrossit les paramètres des stratégies

La réflexion autour des stratégies ouvertes consiste à laisser au joueur la possibilité de changer de proche en proche et par optimisation génétique la nature du comportement global du Krabott en formant des combinaisons inédites de stratégies élémentaires.

Le rôle des experts dans le jeu Krabott serait alors limité à l'amorçage des populations de Krabott, les participants ayant toute liberté pour reproduire des Krabott d'espèces différentes dans une démarche exploratoire théoriquement sans bornes.

L'enrichissement des possibilités d'exploration « génétiques » serait également confié à des experts impliqués dans la création de « briques élémentaires » ou de « gènes » de trading. L'utilisation de ces « briques élémentaires » s'éloigne de l'approche traditionnelle d'analyse technique qui vise la création d'un modèle autonome et performant, d'autant qu'il deviendrait possible de mixer une approche « analyse technique » avec des données hétérogènes (informations sur les fondamentaux du marché par exemple).

Les « briques élémentaires » de trading Krabott constituent, en quelque sorte, des degrés de liberté mécaniques laissés à l'algorithme pour explorer de nouvelles stratégies, l'objectif des concepteurs de stratégie étant plutôt de veiller à autoriser de nouvelles combinaisons que de chercher à orienter le patrimoine génétique vers une solution pré-déterminée de type analyse technique.

Les experts pourraient, alors au fil de l'eau, ajouter de nouveaux gènes en plaçant une poignée de Krabott « mutants » dans le vivier commun des Krabott. Selon les choix de reproduction des joueurs, les gènes de ces nouvelles espèces seraient amenés à disparaître ou à prospérer au sein des descendants de la population initiale.

Reste à définir un algorithme capable d'accepter ce nouveau niveau de complexité.

Un algorithme génétique ouvert

L'algorithme génétique ouvert autorise la reproduction de deux Krabott ne disposant pas forcément des mêmes gènes. Chaque stratégie est disposée dans un « gène » cohérent, chaque gène représentant une stratégie unitaire.

Si un Krabott dispose de plusieurs gènes, un calcul de pondération du résultat de chacun des « gènes – stratégie » permettra à la plate-forme Krabott de calculer, à chaque minute, la décision du Krabott comme composante de chacun de ses gènes selon une règle de calcul déterminée.

Reproduction

La reproduction de deux Krabott va, à la fois, croiser les gènes et leur contenu.

Si deux Krabott ont exactement les mêmes gènes, pas de changement, on effectue un crossing-over aléatoire et on croise les deux gènes.

Si deux Krabott ne partagent pas les mêmes gènes, certains d'entre eux seront copiés (avec certains aléas) et d'autres ignorés pour créer un Krabott enfant. Seuls les gènes communs aux deux parents seront systématiquement croisés entre eux (Figure 128).

Gènes	Reproduction A sur B		Progéniture	
↓	Individu A	Individu B	Individu C	
f0	0	1	0	
f1	0	0	0	
f2	0	0	0	
f3	1	1	X	Hérite des gènes A croisés aux gènes B si ils existent
f4	0	0	0	
f5	0	0	0	
f6	0	0	0	
f7	0	0	0	
f8	0	0	0	
f9	1	0	1 père	
f10	1	1	X	
f11	1	1	X	Hérite des gènes B croisés aux gènes A si ils existent
f12	1	1	X	
f13	0	1	1 mère	
f14	0	0	0	
f15	0	0	0	
f16	0	0	0	
f17	0	0	0	
....				
Les 3 Krabott ne sont pas de mêmes nature, aucun n'a exactement les mêmes gènes			Individu A = f3, f9, f10	
			Individu B = f0, f3, f10, f11, f12, f13	
			Individu C = f3, f9, f10, f11, f12, f13	

Figure 128 Principe de croisement simultané de gène et de leur contenu permettant de créer de nouvelles espèces.

Définition des gènes

La force de ce type de modélisation des gènes est également de permettre à un groupe d'experts de concevoir, au fil de l'eau, de nouveaux gènes et d'alimenter le jeu sans remettre en cause la modélisation de solutions préexistantes plus rustiques. On peut donc espérer une véritable évolution des solutions sans limite de complexité.

Méthodologie

Une première méthodologie de Krabott V4 a été définie afin de mettre en oeuvre ce type d'approche d'algorithme « ouvert ».

Chaque gène est décrit par une fiche permettant de faciliter et d'industrialiser l'implémentation de nouveaux gènes par les organisateurs de Krabott.

La fonction 3 est, par exemple, une stratégie fondée sur le calcul d'un STOP LOSS et d'un TAKE PROFIT par reconnaissance de forme. Sa description à fait l'objet d'une fiche détaillée avec la réalisation d'un premier test avec des paramètres grossièrement optimisés (Figure 129).

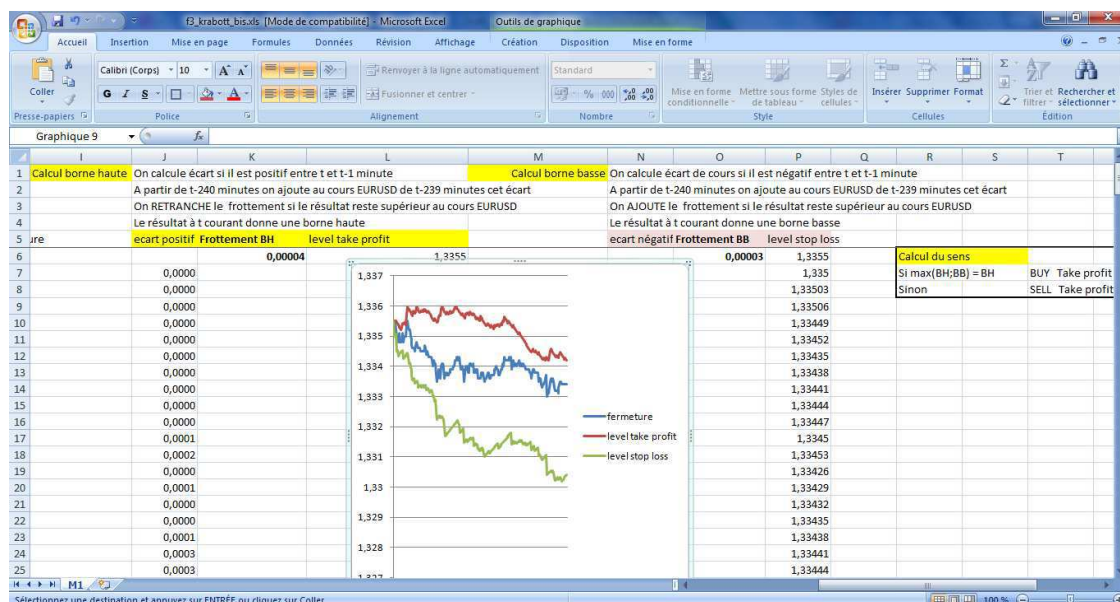


Figure 129 Description du gène « f3 »

Normalisation et Interprétation

Chaque gène opère donc de façon autonome des calculs qui lui sont propres et propose au Krabott de prendre 4 types de positions BUY, SELL, FERMETURE, NEUTRE.

Les ordres sont ensuite agrégés par un calcul barycentrique élémentaire pour former la décision globale du Krabott dont chaque gène est l'une des composantes à chaque instant (Figure 130).

Progéniture	Décision à t	
Individu C		
0		
0		
0		
X	BUY	
0		
0		
0		
0		2 BUY, 1 NEUTRE 3 SELL
0		DONC LE KRABOTT PASSE EN SELL
1père	NEUTRE	
X	BUY	
X	SELL	
X	SELL	
1mère	SELL	
0		
0		
0		
0		

Figure 130 Comportement d'un Krabott après interprétation des gènes

Expérimentations

Le système d'algorithme génétique ouvert a été maqueté avec succès mais n'a pas pu être implémenté en raison de l'ampleur des développements à mettre en œuvre et des coûts.

Ce projet V4 esquisse, néanmoins, la possibilité de confier à des joueurs ignorants, à la fois l'optimisation mais également la construction de stratégies de trading très complexes dont les ressources seraient rapidement hors de portée de l'intelligence humaine (sinon collective), une voie d'exploration pour de futures recherches.

10.3 « Krabott coach » ébauche d'un signal consolidé sur janvier-mai 2013

« Krabott coach » (Figure 131) est un joueur « virtuel » de la plate-forme Krabott dont l'équipe est composée automatiquement des 6 meilleurs Krabott de la communauté et remplacés chaque semaine. Krabott coach peut donc être considéré comme un système de trading algorithmique autonome dont le fonctionnement repose entièrement sur un principe de human computation. Krabott coach renouvelle en effet sans cesse ses stratégies de trading sur la base du travail de dizaines de joueurs du jeu Krabott.

Krabott coach a été testé de janvier à juin 2013, avec un renouvellement hebdomadaire des Krabott sur la base du ratio de Sharpe (avec une contrainte d'ancienneté de plus de 3 mois). A partir de 1^{er} mai 2013 l'équipe Krabott coach a été figée.

Les résultats de Krabott coach constatés jusqu'en mai 2013 sont de +100% de gains avec un ratio de Sharpe exceptionnel. A partir du 1^{er} mai et jusqu'en septembre 2013 (période durant laquelle les stratégies ne sont pas renouvelées) les résultats sont médiocres, ce qui tend à valider l'hypothèse que le renouvellement rapide des stratégies de trading constitue la force de ce signal (Figure 131). Krabott coach constitue donc un angle de travail très prometteur.



Figure 131 Performance de Krabott Coach

10.4 Architecture, exploitation base de données des expérimentations

La mise en œuvre des expérimentations a fait l'objet d'un partenariat avec la société AVIOMEX SAS pour l'achat du matériel informatique (serveurs et machines) et l'architecture informatique.

Hardware

- **Serveurs web calcul et bases de données :**
4 PC I7 équipés de cartes graphiques NVIDIA pour les capacité de calcul 3D
- **Machines de tests :**
3 PC I7 pour le développement et les tests
- **Machines d'acquisition de données (marché, tweets) :**
2 mini PC I3
- **Réseau :**
2 routeurs Netgear, connexion Internet Free

Système

2 bases de données MySQL

Moteur Krabott : C++

Interface Web : Joomla (Krabott V2), php

Installation et exploitation

Les machines ont été installées à Saint Yrieix la Perche (87500) et à Marcq en Baroeul (59700) et pilotées à distance (généralement depuis Paris) avec le logiciel TeamViewer.

11 Bibliographie

- [1] "Society for Judgment and Decision Making." [Online]. Available: <http://www.sjdm.org/>. [Accessed: 22-Feb-2013].
- [2] S. M. Herzog and R. Hertwig, "The wisdom of ignorant crowds: Predicting sport outcomes by mere recognition," *Judgment and Decision Making*, pp. pp. 58–72, Feb-2011.
- [3] P. Andersson, J. Edman, and M. Ekman, "Predicting the World Cup 2002 in soccer: Performance and confidence of experts and non-experts," *International Journal of Forecasting*, vol. 21, no. 3, pp. 565–576, Jul. 2005.
- [4] R. M. Griffith, "Odds Adjustments by American Horse-Race Bettors," *The American Journal of Psychology*, vol. 62, no. 2, p. 290, Apr. 1949.
- [5] "Loi du 2 juin 1891 ayant pour objet de réglementer l'autorisation et le fonctionnement des courses de chevaux | Legifrance." Loi 1891-06-02 Bulletin des Lois 1891, 12èS., B. 1405, n° 23707.
- [6] D. Bogros, "Denis Bogros : Histoire du cheval de troupe de la cavalerie française : 1515-1918 (0)." P.S.R. éditions, 2001.
- [7] B. G. Malkiel and E. F. Fama, "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work*," *The Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383–417, 1970.
- [8] A. Lo, "Efficient Markets Hypothesis," Social Science Research Network, Rochester, NY, SSRN Scholarly Paper ID 991509, Jun. 2007.
- [9] "Dow Jones History." [Online]. Available: <http://www.dj.com/history.asp?link=djc-topnav>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [10] J. Popkewicz, "Le système des prix en économie socialiste," *Revue de l'Est*, vol. 4, no. 3, pp. 49–63, 1973.
- [11] F. A. v. Hayek, "Socialist Calculation: The Competitive 'Solution'," *Economica*, vol. 7, no. 26, p. 125, May 1940.
- [12] L. von Ahn, "Human Computation," in *IEEE 24th International Conference on Data Engineering, 2008. ICDE 2008*, 2008, pp. 1–2.
- [13] L. von Ahn, S. Ginosar, M. Kedia, and M. Blum, "Improving Image Search with PHETCH," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007*, 2007, vol. 4, pp. IV–1209–IV–1212.
- [14] L. von Ahn, "Games with a purpose," *Computer*, vol. 39, no. 6, pp. 92–94, Jun. 2006.
- [15] L. von Ahn, B. Maurer, C. McMillen, D. Abraham, and M. Blum, "reCAPTCHA: Human-Based Character Recognition via Web Security Measures," *Science*, vol. 321, no. 5895, pp. 1465–1468, Sep. 2008.
- [16] Y. Gingold, A. Shamir, and D. Cohen-Or, "Micro perceptual human computation for visual tasks," *ACM Trans. Graph.*, vol. 31, no. 5, pp. 119:1–119:12, Sep. 2012.
- [17] J. Pavlus, "Adding Human Intelligence to Software | MIT Technology Review," *MIT Technology Review*. [Online]. Available: <http://www.technologyreview.com/news/421236/adding-human-intelligence-to-software/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [18] *Introduction to reCAPTCHA*. 2010.
- [19] "reCAPTCHA: Stop Spam, Read Books." [Online]. Available: <http://www.google.com/recaptcha>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [20] J. Surowiecki, *The Wisdom of Crowds*, Reprint. Anchor, 2005.
- [21] S. F. Galton, "The Wisdom of Crowds: Vox Populi," *Vox Populi*, p. 450, 07-Mar-1907.
- [22] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd, "The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web.," Stanford InfoLab, Technical Report 1999-66, Nov. 1999.
- [23] "Twitter." [Online]. Available: <https://twitter.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [24] "Facebook." [Online]. Available: <https://www.facebook.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].

- [25] M. Böhringer and P. Helmholz, "What are they Thinking?' - Accessing Collective Intelligence in Twitt' by Martin Böhringer and Patrick Helmholz," presented at the BLED 2011 PROCEEDINGS, BLED, Austria, p. Paper 49.
- [26] P. Petrov, *Systematisierung und Bewertung von Beteiligungsprozessen und partizipativen Strukturen*. 2012.
- [27] J. K. TOVA, *GROWTH OF COLLECTIVE INTELLIGENCE BY LINKING KNOWLEDGE WORKERS THROUGH SOCIAL MEDIA*. LexEtScientia, 2012.
- [28] K. R. Nielsen, "User-Generated Ads ; Brugergenererede Reklamer: En analyse af reklametyper udfordringer og potentialer," AAU, 2008.
- [29] M. D. Sykora, "A treatise on Web 2.0 with a case study from the financial markets," © Martin Sykora, 2012.
- [30] "Wired 14.06: The Rise of Crowdsourcing." [Online]. Available: http://www.wired.com/wired/archive/14.06/crowds_pr.html. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [31] "iStockphoto : banque de photos, illustrations vectorielles, musique et vidéos libres de droits | iStock FR." [Online]. Available: <http://francais.istockphoto.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [32] "Wikipedia." [Online]. Available: <http://www.wikipedia.org/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [33] "Open Innovation, Crowdsourcing, Prize Competitions | InnoCentive." [Online]. Available: <http://www.innocentive.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [34] "Threadless graphic t-shirt designs; Tees designed by the community." [Online]. Available: <http://www.threadless.com/catalog/type,iphone/page,2>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [35] I. Liotard, *Transferts de connaissances sur internet et innovation : le rôle de nouveaux intermédiaires*. 2012.
- [36] "X PRIZE Foundation | Revolution through Competition." [Online]. Available: <http://www.xprize.org/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [37] "Amazon Mechanical Turk - Welcome." [Online]. Available: <https://www.mturk.com/mturk/welcome>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [38] "Crowdsourcing, Labor On Demand — CrowdFlower." [Online]. Available: <https://crowdfunder.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [39] "Enterprise Crowdsourcing Platform | MobileWorks.com." [Online]. Available: <https://www.mobileworks.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [40] "Yahoo! Answers - Home." [Online]. Available: <http://answers.yahoo.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [41] A. Kittur, E. H. Chi, and B. Suh, "Crowdsourcing user studies with Mechanical Turk," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2008, pp. 453–456.
- [42] A. Sorokin and D. Forsyth, "Utility data annotation with Amazon Mechanical Turk," in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on*, 2008, pp. 1–8.
- [43] M. Negri and Y. Mehdad, "Creating a bi-lingual entailment corpus through translations with Mechanical Turk: \$100 for a 10-day rush," in *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Creating Speech and Language Data with Amazon's Mechanical Turk*, Los Angeles, California, 2010, pp. 212–216.
- [44] A. J. Quinn and B. B. Bederson, "Human computation: a survey and taxonomy of a growing field," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2011, pp. 1403–1412.
- [45] C. Hu, B. B. Bederson, P. Resnik, and Y. Kronrod, "MonoTrans2: a new human computation system to support monolingual translation," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2011, pp. 1133–1136.
- [46] M. Parameswaran and A. B. Whinston, "Social Computing: An Overview," *Communications of the Association for Information Systems*, vol. 19, no. 1, Jun. 2007.

- [47] B. Lewis, "Harnessing Your Projects: Using Project Management Techniques and Basecamp in Libraries," presented at the Association of College and Research Libraries 2011 Conference, 2011.
- [48] "Project management software, online collaboration: Basecamp." [Online]. Available: <http://basecamp.com/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [49] S. J. U. of I. at Chicago, S. M. U. of I. at Chicago, M. G.-M. U. of I. at Urbana-Champaign, and J. S. U. of I. at Chicago, "Whose space is MySpace? A content analysis of MySpace profiles," 2008.
- [50] A. Schrock, "MYSPEACE OR OURSPACE: A MEDIA SYSTEM DEPENDENCY VIEW OF MYSPEACE," University of Central Florida, 2007.
- [51] "Le Figaro - Formation: Le marché florissant des serious games." [Online]. Available: <http://www.lefigaro.fr/formation/2010/04/02/01015-20100402ARTFIG00731-le-marche-florissant-des-serious-games-.php>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [52] L. von Ahn, R. Liu, and M. Blum, "Peekaboom: a game for locating objects in images," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2006, pp. 55–64.
- [53] L. von Ahn and L. Dabbish, "Labeling images with a computer game," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2004, pp. 319–326.
- [54] S. Jain and D. C. Parkes, "The role of game theory in human computation systems," in *Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Human Computation*, New York, NY, USA, 2009, pp. 58–61.
- [55] M. Pinkowski, L. Jacobsen, A. Jørgensen, E. Zukanovich, and F. Brandt, "Social kompetencedannelse i World of Warcraft," 2012.
- [56] "World of Warcraft." [Online]. Available: <https://eu.battle.net/account/creation/wow/signup/>. [Accessed: 17-Feb-2013].
- [57] E. K. M. I. of Technology, "World of Warcraft: The Viability of Massively Multiplayer Online Role-Playing Games as Platforms for Modeling and Evaluating Perfect Competition," *Journal of Virtual Worlds Research*, 2010.
- [58] C. Daseking, "Geld in PC-Spielen - Inflation in World of Warcraft," Universität Koblenz-Landau, Campus Koblenz, 2007.
- [59] G. Gumari, "Empirische Sozialforschung 2.0 am Beispiel von World of Warcraft," Universität Koblenz-Landau, Fachbereich 4. Fachbereich 4, 2009.
- [60] T. W. Malone, R. Laubacher, and C. Dellarocas, "The collective intelligence genome," *IEEE Engineering Management Review*, 2010,, vol. 38, no. 3, p. 38.
- [61] E. H. Lawrence, "Floor versus Automated Trading Systems : A Survey of the Issues," presented at the Financial Markets Group Conference "The Future of Exchanges: Strategic Choices Ahead," London School of Economics, 2000.
- [62] J. McAndrews and C. Stefanadis, "The Emergence of Electronic Communications Networks in the U.S. Equity Markets," Federal Reserve Bank of New York, Oct. 2000.
- [63] V. Lebreton, "Le trading algorithmique," Apr. 2007.
- [64] J. Yang, B. Jiu, G. Butler, V. Serbin, X. Wang, and J. Wong, "Algorithm Selection: A Quantitative Approach," in *In: Algorithmic Trading II - Precision, Control, Execution*, 2006, pp. 26–34.
- [65] S. Laruelle, "Analyse d'Algorithmes Stochastiques Appliqués à la Finance," Université Pierre et Marie Curie-Paris VI, 2011.
- [66] T. Hendershott and R. Riordan, "Algorithmic Trading and Information."
- [67] C. T. Brownlee, F. Cipollini, and G. M. Gallo, "Intra-daily Volume Modeling and Prediction for Algorithmic Trading."
- [68] A. Madhavan, "VWAP Strategies."
- [69] P. Gomber and M. Gsell, "Algorithmic trading engines versus human traders: Do they behave different in securities markets?," Center for Financial Studies Frankfurt, Main, 2009.

- [70] S. Raghavendra, D. Paraschiv, and L. Vasiliu, "A Framework for Testing Algorithmic Trading Strategies," National University of Ireland, Galway, 2008.
- [71] M. Noguera Alonso, "Statistical Arbitrage and Algorithmic Trading : overview and applications," 2010. [Online]. Available: <http://e-spacio.uned.es/fez/view.php?id=tesisuned:CiencEcoEmp-Mnoguier>. [Accessed: 18-Feb-2013].
- [72] A. Chaboud, B. Chiquoine, E. Hjalmarsson, and C. Vega, "Rise of the machines: algorithmic trading in the foreign exchange market."
- [73] G. Kim and H. M. Markowitz, "Investment rules, margin, and market volatility," *The Journal of Portfolio Management*, vol. 16, no. 1, pp. 45–52, Jan. 1989.
- [74] M. Overmars, "A multi-agent system framework for agent coordination and communication enabling algorithmic trading," 2012.
- [75] F. Ren, M. Zhang, and K. M. Sim, "Adaptive conceding strategies for automated trading agents in dynamic, open markets," *Decision Support Systems*, vol. 46, no. 3, pp. 704–716, 2009.
- [76] H. Prast, "Investor psychology: a behavioural explanation of six finance puzzles."
- [77] T. Béchu, E. Bertrand, and J. Nebenzahl, *L'analyse technique : Théories et méthodes*, 6e édition. Economica, 2008.
- [78] R. Rhea, *The Dow Theory*. Barron's, 1932.
- [79] K. Brown, *Trend Trading: Timing Market Tides*. John Wiley & Sons, 2007.
- [80] X.-H. Liu, X.-B. Liang, and N.-J. Wang, "Emergence of trend trading and its effects in minority game," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 369, no. 2, pp. 771–779, Sep. 2006.
- [81] R. A. Stevenson and R. M. Bear, "Commodity Futures: Trends or Random Walks?," *The Journal of Finance*, vol. 25, no. 1, pp. 65–81, 1970.
- [82] A. Skabar and I. Cloete, "Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis," *Aust. Comput. Sci. Commun.*, vol. 24, no. 1, pp. 241–249, Jan. 2002.
- [83] S. Basu, "Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: A test of the efficient market hypothesis," *The Journal of Finance*, vol. 32, no. 3, pp. 663–682, 1977.
- [84] B. G. Malkiel, "The efficient market hypothesis and its critics," *Journal of Economic Perspectives*, pp. 59–82, 2003.
- [85] Y.-W. Seo, J. A. Giampapa, and K. Sycara, *Financial news analysis for intelligent portfolio management*. Citeseer, 2004.
- [86] K. Sycara, D. Zeng, and K. Decker, "Intelligent Agents in Portfolio Management," *Agent Technology: Foundations, Applications, and Markets*, p. 267, 1998.
- [87] W. F. De Bondt and R. H. Thaler, "Do security analysts overreact?," *The American Economic Review*, pp. 52–57, 1990.
- [88] K. Daniel, D. Hirshleifer, and A. Subrahmanyam, "Investor psychology and security market under- and overreactions," *the Journal of Finance*, vol. 53, no. 6, pp. 1839–1885, 1998.
- [89] H. Hong and J. C. Stein, "A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in asset markets," *The Journal of Finance*, vol. 54, no. 6, pp. 2143–2184, 1999.
- [90] G. Mitra and L. Mitra, *The Handbook of News Analytics in Finance*. John Wiley & Sons Ltd, 2011.
- [91] C. Bozic and D. Seese, "News Analytics: Exploring Predictive Power of Aggregated Text Sentiment Measure," in *Proceedings of Annual Paris Conference on Money, Economy and Management*, 2011.
- [92] B. Klimt and Y. Yang, "The Enron Corpus: A New Dataset for Email Classification Research," in *Machine Learning: ECML 2004*, vol. 3201, J.-F. Boulicaut, F. Esposito, F. Giannotti, and D. Pedreschi, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 217–226.
- [93] R. Sullivan, A. Timmermann, and H. White, "Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap," *The Journal of Finance*, vol. 54, no. 5, pp. 1647–1691, 1999.
- [94] P. Cahen, *Signaux faibles, mode d'emploi: Déceler les tendances, anticiper les ruptures*. Editions Eyrolles, 2010.

- [95] S. A. Ross, *The arbitrage theory of capital asset pricing*. Rodney L. White Center for Financial Research, University of Pennsylvania, The Wharton School, 1973.
- [96] H. Wang and X. Zhu, "An Integrated Information System for Financial Investment," 1969.
- [97] D. Feng, Z. Yan, J. Østergaard, Z. Xu, D. Gan, J. Zhong, N. Zhang, and T. Dai, "Simulation embedded artificial intelligence search method for supplier trading portfolio decision," 2010.
- [98] J. Wang, X. Zhu, and Q. Sun, *Integrate Artificial Intelligence Techniques into Financial Investment Information System*. Institutional Knowledge at Singapore Management University, 2006.
- [99] Chiu D.-Y. and Hsu K.-M., *The Investment Strategy Decision Support System Applying Rule-based Neural Network and Trading Rules Extracted from Qualified Foreign Institutional Investors by Data Mining*. 2002.
- [100] P. E. Fischer and R. E. Verrecchia, "Public information and heuristic trade."
- [101] A. Sokolov, T. Kieu, and A. Melatos, "A note on the theory of fast money flow dynamics," *The European Physical Journal B*, vol. 76, no. 4, pp. 637–642, Jul. 2010.
- [102] R. Cont, "Statistical Modeling of High Frequency Financial Data: Facts, Models and Challenges," Social Science Research Network, Rochester, NY, SSRN Scholarly Paper ID 1748022, Jan. 2011.
- [103] "High Frequency Trading | Finance Watch." [Online]. Available: <http://www.finance-watch.org/2013/01/high-frequency-trading-2-2/>. [Accessed: 18-Feb-2013].
- [104] G. Nuti, M. Mirghaemi, P. Treleaven, and C. Yingsaeree, "Algorithmic Trading," *Computer*, vol. 44, no. 11, pp. 61–69, 2011.
- [105] S. Wray, W. Luk, and P. Pietzuch, "Exploring algorithmic trading in reconfigurable hardware," in *2010 21st IEEE International Conference on Application-specific Systems Architectures and Processors (ASAP)*, 2010, pp. 325–328.
- [106] J. Muthuswamy, J. Palmer, N. Richie, and R. Webb, "High-Frequency Trading: Implications for Markets, Regulators, and Efficiency," *The Journal of Trading*, vol. 6, no. 1, pp. 87–97, Jan. 2011.
- [107] "Trading Automatique." [Online]. Available: <http://www.trading-automatique.fr/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [108] B. Collingsworth and R. Menezes, "Identification of Social Tension in Organizational Networks," in *Complex Networks*, S. Fortunato, G. Mangioni, R. Menezes, and V. Nicosia, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 209–223.
- [109] M. Dredze, T. Brooks, J. Carroll, J. Magarick, J. Blitzer, and F. Pereira, "Intelligent email: reply and attachment prediction," in *Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces*, New York, NY, USA, 2008, pp. 321–324.
- [110] Y. Zhou, *Mining Organizational Emails for Social Networks with Application to Enron Corpus*. Proquest, Umi Dissertation Publishing, 2011.
- [111] M. Lim, M. Negnevitsky, and J. Hartnett, "A Fuzzy Approach For Detecting Anomalous Behaviour in E-mail Traffic," *Australian Digital Forensics Conference*, Apr. 2006.
- [112] R. Das, B. Qian, S. Raman, R. Vernon, J. Thompson, P. Bradley, S. Khare, M. D. Tyka, D. Bhat, D. Chivian, D. E. Kim, W. H. Sheffler, L. Malmström, A. M. Wollacott, C. Wang, I. Andre, and D. Baker, "Structure prediction for CASP7 targets using extensive all-atom refinement with Rosetta@home," *Proteins: Structure, Function, and Bioinformatics*, vol. 69, no. S8, pp. 118–128, 2007.
- [113] S. Cooper, F. Khatib, A. Treuille, J. Barbero, J. Lee, M. Beenen, A. Leaver-Fay, D. Baker, Z. Popović, and F. Players, "Predicting protein structures with a multiplayer online game," *Nature*, vol. 466, no. 7307, pp. 756–760, Aug. 2010.
- [114] "Solve Puzzles for Science | Foldit." [Online]. Available: <http://fold.it/portal/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [115] "Frequently Asked Questions | Foldit." [Online]. Available: <http://fold.it/portal/info/faq>. [Accessed: 19-Feb-2013].

- [116] S. Cooper, F. Khatib, I. Makedon, H. Lu, J. Barbero, D. Baker, J. Fogarty, Z. Popović, and others, "Analysis of social gameplay macros in the Foldit cookbook," in *Proceedings of the 6th International Conference on Foundations of Digital Games*, 2011, pp. 9–14.
- [117] F. Khatib and F. DiMaio, "Foldit Contenders Group," *Foldit Void Crushers Group*, Cooper, S., Kazmierczyk, M., Gilski, M., Krzywda, S., Zabranska, H., Pichova, I., Thompson, J., Popovic, Z., Jaskolski, M. & Baker, D, 2011.
- [118] R. Ishima, D. A. Torchia, S. M. Lynch, A. M. Gronenborn, and J. M. Louis, "Solution structure of the mature HIV-1 protease monomer," *Journal of Biological Chemistry*, vol. 278, no. 44, pp. 43311–43319, 2003.
- [119] S. Cooper, A. Treuille, J. Barbero, A. Leaver-Fay, K. Tuite, F. Khatib, A. C. Snyder, M. Beenen, D. Salesin, D. Baker, and Z. Popović, "The challenge of designing scientific discovery games," in *Proceedings of the Fifth International Conference on the Foundations of Digital Games*, New York, NY, USA, 2010, pp. 40–47.
- [120] "ZuluTrade." [Online]. Available: <http://www.zulutrade.com/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [121] "World's Largest Online Social Trading & Investment Network | eToro." [Online]. Available: <http://www.eto.com/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [122] "Collective2 - Automated Trading for Humans." [Online]. Available: <http://www.collective2.com/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [123] "hopee - hopee." [Online]. Available: <http://hopee.fr.sharewise.com/browse/hopee>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [124] "Forex Trading | Trader Forex | Forex | Trading de Devises | Forex Broker." [Online]. Available: <http://www.fxcm.fr/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [125] *NFA Case GAIN CAPITAL*. 2010.
- [126] 2011.
- [127] "Brokers - Les Business Models... - Comparaison de... - Zoom sur un Broker... - Comparaison des... - Addict FX: Forex, Trading, Systèmes et Backtests." [Online]. Available: <http://www.addictfx.biz/categorie-113985.html>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [128] "'no Dealing Desk' De Fxcm = Argument Marketing - Forum Forex." [Online]. Available: <http://www.forexticket.net/fr/topic/9942-no-dealing-desk-de-fxcm-argument-marketing/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [129] "NFA - National Futures Association." [Online]. Available: <https://www.nfa.futures.org/index.asp>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [130] "4xSentinel - MetaTrader Virtual Dealer Plug-in detection tool." [Online]. Available: <http://4xtrader.net/4xsentinel/>. [Accessed: 19-Feb-2013].
- [131] CEO, "#trading," 2011.
- [132] "Fair Trade: Ablynx victime d'un fat finger." [Online]. Available: <http://blogs.lecho.be/fairtrade/2013/01/ablynx.html>. [Accessed: 18-Feb-2013].
- [133] J. M. Kleinberg, "Authoritative sources in a hyperlinked environment," *J. ACM*, vol. 46, no. 5, pp. 604–632, Sep. 1999.
- [134] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *Journal of Computational Science*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, Mar. 2011.
- [135] A. Vincent and M. Armstrong, "Predicting Break-Points in Trading Strategies with Twitter," Social Science Research Network, Rochester, NY, SSRN Scholarly Paper ID 1685150, Oct. 2010.
- [136] F. Rabelais, *Gargantua*. Folio, 2004.
- [137] D. J. Leinweber, *Nerds on Wall Street: Math, Machines and Wired Markets*. John Wiley and Sons, 2009.
- [138] H. Chen, P. De, Y. J. Hu, and B.-H. Hwang, "customers as advisors: the role of social media in financial markets," *Available at SSRN 1807265*, 2012.
- [139] C. Oh and O. R. L. Sheng, "Investigating Predictive Power of Stock Micro Blog Sentiment in Forecasting Future Stock Price Directional Movement," *ICIS 2011 Proceedings*, 2011.

- [140] R. Tumarkin and R. F. Whitelaw, "News or noise? Internet postings and stock prices," *Financial Analysts Journal*, pp. 41–51, 2001.
- [141] "SemLab - SemLab about." [Online]. Available: <http://www.semlab.nl/pages/index.jsp?id=174>. [Accessed: 20-Feb-2013].
- [142] B. E. Hilbig, "Precise models deserve precise measures: A methodological dissection," *Judgment and Decision Making*, vol. 5, no. 4, pp. 272–284, 2010.
- [143] D. G. Goldstein and G. Gigerenzer, "Models of ecological rationality: the recognition heuristic," *Psychological review*, vol. 109, no. 1, p. 75, 2002.
- [144] W. Gaissmaier and J. N. Marewski, "Forecasting elections with mere recognition from small, lousy samples: A comparison of collective recognition, wisdom of crowds, and representative polls," *Judgment and Decision Making*, vol. 6, no. 1, pp. 73–88, 2011.
- [145] P. Andersson, D. Memmert, and E. Popowicz, "Forecasting outcomes of the World Cup 2006 in football: Performance and confidence of bettors and laypeople," *Psychology of Sport and Exercise*, vol. 10, no. 1, pp. 116–123, Jan. 2009.
- [146] R. Baddour, "Is There a Correlation Between World Cups and S&P 500 Performance?," *Available at SSRN 1624822*, 2010.
- [147] A. W. Lo and A. C. MacKinlay, "Data-snooping biases in tests of financial asset pricing models," *Rev. Financ. Stud.*, vol. 3, no. 3, pp. 431–467, Jul. 1990.
- [148] N. N. Taleb, *The Black Swan: The Impact of the Highly Improbable*, Re-issue. Penguin, 2008.
- [149] Donald Rumsfeld - *Known and Unknown*. 2011.
- [150] "Surprise dans le champ stratégique (suite et fin : 5/5) - Egeablog." [Online]. Available: [http://www.egeablog.net/dotclear/index.php?post/2011/08/23/Surprise-dans-le-champ-strat%C3%A9gique-\(suite-%3A-4/5\)](http://www.egeablog.net/dotclear/index.php?post/2011/08/23/Surprise-dans-le-champ-strat%C3%A9gique-(suite-%3A-4/5)). [Accessed: 20-Feb-2013].
- [151] D. G. Goldstein and G. Gigerenzer, "Models of ecological rationality: the recognition heuristic," *Psychological review*, vol. 109, no. 1, p. 75, 2002.
- [152] P. Todd and S. Kirby, "I like what I know: How recognition-based decisions can structure the environment," *Advances in Artificial Life*, pp. 166–175, 2001.
- [153] A. R. Otto and B. C. Love, "You don't want to know what you're missing," *Judgment and Decision Making*, vol. 5, 2010.
- [154] A. Whinston and H. Rui, "Social Media as an Innovation - The Case of Twitter," Social Science Research Network, Rochester, NY, SSRN Scholarly Paper ID 1564205, Mar. 2010.
- [155] "VIX Quote - Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index - Bloomberg." [Online]. Available: <http://www.bloomberg.com/quote/VIX:IND>. [Accessed: 20-Feb-2013].
- [156] F. Allen and R. Karjalainen, "Using genetic algorithms to find technical trading rules," *Journal of financial Economics*, vol. 51, no. 2, pp. 245–271, 1999.
- [157] A. Hirabayashi, C. Aranha, and H. Iba, "Optimization of the trading rule in foreign exchange using genetic algorithm," in *Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation*, 2009, pp. 1529–1536.
- [158] D. E. Goldberg, "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning," 1989.
- [159] R. V. Hogg and A. T. Craig, *Introduction to Mathematical Statistics: 3d Ed*. Macmillan, 1970.
- [160] "Expertise." .
- [161] M. H. Pesaran and A. Timmermann, "Market timing and return prediction under model instability," *Journal of Empirical Finance*, vol. 9, no. 5, pp. 495–510, 2002.
- [162] "Algorithme génétique," *Wikipédia*. 10-Feb-2013.
- [163] A. Kosorukoff, "Human based genetic algorithm," in *Systems, Man, and Cybernetics, 2001 IEEE International Conference on*, 2001, vol. 5, pp. 3464–3469.
- [164] S.-B. Cho, "Towards creative evolutionary systems with interactive genetic algorithm," *Applied Intelligence*, vol. 16, no. 2, pp. 129–138, 2002.
- [165] S.-B. Cho and J.-Y. Lee, "A human-oriented image retrieval system using interactive genetic algorithm," *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on*, vol. 32, no. 3, pp. 452–458, 2002.

- [166] H.-S. Kim and S.-B. Cho, "Application of interactive genetic algorithm to fashion design," *Engineering applications of artificial intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 635–644, 2000.
- [167] T. Masui, "Graphic object layout with interactive genetic algorithms," in *Visual Languages, 1992. Proceedings., 1992 IEEE Workshop on*, 1992, pp. 74–80.
- [168] J. R. Smith, "Designing biomorphs with an interactive genetic algorithm," in *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, 1991, pp. 535–538.
- [169] G. Venturini, M. Slimane, F. Morin, and J.-P. A. de Beauville, "On using interactive genetic algorithms for knowledge discovery in databases," in *Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms*, 1997, pp. 696–703.
- [170] A. Milani, "Online genetic algorithms," 2004.
- [171] C. Cheng and A. Kosorukoff, "Interactive one-max problem allows to compare the performance of interactive and human-based genetic algorithms," in *Genetic and Evolutionary Computation—GECCO 2004*, 2004, pp. 983–993.
- [172] "TeamWox Groupware / MetaQuotes Software Corp." [Online]. Available: <http://www.metaquotes.net/>. [Accessed: 20-Feb-2013].
- [173] "Tamagotchi - Wikipédia." [Online]. Available: <http://fr.wikipedia.org/wiki/Tamagotchi>. [Accessed: 20-Feb-2013].
- [174] "Le site Web Pokémon officiel | Pokemon.com." [Online]. Available: <http://www.pokemon.com/fr/>. [Accessed: 20-Feb-2013].
- [175] J. W. Wilder, *New concepts in technical trading systems*. Greensboro, N.C.: Trend Research, 1978.
- [176] "Kolmogorov–Smirnov test," *Wikipedia, the free encyclopedia*. 08-Jun-2013.
- [177] R. M. Miller, "Don't Let Your Robots Grow Up To Be Traders: Artificial Intelligence, Human Intelligence, and Asset-Market Bubbles."

12 Index des figures et tableaux

Figure 1 Publication de cotes d'une course de chevaux sur un site commercial « ZeTurf »	11
Figure 2 Principe de Human Computation par Yotam Gingold [16]	14
Figure 3 Exemple de CAPTCHA	15
Figure 4 Copie d'écran d'un reCaptcha sur le site http://captcha.com	16
Figure 5 Test de reconnaissance d'image à réaliser sur le portail Orange.fr en cas d'oubli de mot de passe.....	16
Figure 6 Concept présenté dans l'article "Human computation: A survey and Taxonomy of a Growing Field " [44].....	23
Figure 7 Copie d'écran de Peekaboom	25
Figure 8 Topologie de la définition de trading algorithmique	28
Figure 9 Topologie des stratégies de trading proposée par Alonso M. [71].....	31
Figure 10 Différents niveaux d'une modélisation par agents [75]	33
Figure 11 Explication de la notion de « canal » sur un forum grand public « tribuforex	35
Figure 12 Exemple de résultat de back-testing [70]	40
Figure 13 Classification des systèmes de trading algorithmique en fonction de la fréquence [102]	42
Figure 14 Le trading haute fréquence vu par Finance Watch [103]	43
Figure 15 Anatomie d'un algo trader [106]	44
Figure 16 Page d'accueil de Fold-it [114].....	48
Figure 17 Liste des protéines disponibles pour le jeu Fold-it le 19/02/2013	49
Figure 18 Puzzle d'entraînement sur Fold-it.....	51
Figure 19 Première protéine d'entraînement, objectif 7900 points	51
Figure 20 Réussite du premier puzzle sur Fold-it	52
Figure 21 Recipes du cookbook à gauche de l'écran	53
Figure 22 Cycle continu d'exploration Fold-it.....	56
Figure 23 Copie d'écran de la page d'accueil de Zulutrade [120] en octobre 2012	59
Figure 24 Sélection par l'utilisateur, d'autres utilisateurs afin de répliquer leurs choix de signaux de trading	60
Figure 25 Copie d'écran eToro, classement des meilleurs contributeurs	61
Figure 26 Copie d'écran Hopee 11 octobre 2012 – fiche d'un contributeur.....	62
Figure 27 Indicateur de compétence d'un utilisateur Hopee.....	63
Figure 28 Espérance de gain sur Hopee le 11/10/2012.....	63

Figure 29 Typologie d'accès aux marchés.....	65
Figure 30 Topologie des expérimentations	71
Figure 31 Fat finger sur Ablynx 24 janvier 2013 à 13h51 [132]	74
Figure 32 Tweet de Tom Simonts	75
Figure 33 Schéma général de l'expérimentation.....	81
Figure 34 A dos d'éléphant, Hannibal confronte ses adversaires à l'inconnu inconnu.....	83
Figure 35 Buzz Twitter le 20/02/2013 à 10 :17.....	85
Figure 36 Le marché prend en compte toutes les informations, pas les automates de news analysis	85
Figure 37 Copie d'écran Twittscoop 18 décembre 2012	86
Figure 38 Les 70 mots clefs de Twitter le 18/12/2012 à 7h31 et 7 secondes	86
Figure 39 Requête Google réalisée le 17/12/2012 sur le mot « crisis ».....	88
Figure 40 Requête sur Google avec les mots clefs « crisis » et « automotive »	89
Figure 41 Exemples de calcul de distance le 17/12/2012.....	90
Figure 42 Extrait de la base de données de calcul de proximité	91
Figure 43 Exemple avec le mot clef “crisis” sur 24 heures.....	92
Figure 44 Corrélation signal Twitter asémantique avec le VIX août 2010.....	95
Figure 45 Corrélation signal Twitter thématique avec le VIX août 2010.....	96
Figure 46 Expérimentation de trading algorithmique avec les données Twitter	98
Figure 47 Expérimentation de trading algorithmique sans les données Twitter	98
Figure 48 Description de la stratégie de Trend following.....	101
Figure 49 Amalgame d'une stratégie de Trend Following avec une stratégie Twitter.....	102
Figure 50 Codage des paramètres de la stratégie dans l'algorithme génétique	103
Figure 51 Crossing over.....	104
Figure 52 Performance comparée du signal asémantique, avec et sans Twitter.....	107
Figure 53 Cumul historique de comparaison « -1 » / « +1 » selon que le Twitter améliore ou dégrade la performance.....	108
Figure 54 Opportunité offerte par les algorithmes génétiques de comparer un processus avec et sans HC	111
Figure 55 Représentation 3D d'une protéine sur Fold-it [114]	114
Figure 56 Schéma de principe des algorithmes génétiques – Wikipedia [162].....	117
Figure 57 Exemple de codage binaire d'une stratégie de Trend following	118
Figure 58 Rappel crossing over bloc par bloc	119
Figure 59 Schéma extrait de « online genetic algorithm » IGA [170].....	121

Figure 60 Tableau de synthèse propose par Cheng&Kosorukoff [171]	122
Figure 61 Architecture générale des différentes versions de Krabott.....	123
Figure 62 Logiciel de trading Metaquotes	124
Figure 63 Architecture du jeu Krabott	127
Figure 64 Ecrans de Krabott V1.....	128
Figure 65 Maquette de la version 2 des Krabott	130
Figure 66 Page de présentation des Krabott	131
Figure 67 Authentification par application tierce.....	131
Figure 68 Copie d'écran Twitter	132
Figure 69 Copie d'écran Facebook.....	132
Figure 70 Copie d'écran Google +	132
Figure 71 Krabott sur Google Play	133
Figure 72 Krabott sur l'Apple Store	133
Figure 73 Le desk des Krabott version 2	133
Figure 74 Détail d'un krabott – version 2	134
Figure 75 Représentation graphique de l'ADN d'un Krabott.....	135
Figure 76 Desk Krabott version mobile Androïd.....	136
Figure 77 Graphique de progression sur Iphone	137
Figure 78 Ordres en cours sur le Desk	137
Figure 79 Le marché des Krabott sur Androïd	137
Figure 80 Choix d'un Krabott à reproduire	138
Figure 81 Baptême du nouveau Krabott.....	138
Figure 82 Images de Krabott utilisées dans le jeu	139
Figure 83 Cycle de vie des Krabott.....	142
Figure 84 Schéma de déroulement d'une campagne de backtesting	143
Figure 85 Description de la stratégie de Trend following améliorée	146
Figure 86 Codage de la stratégie 1.....	147
Figure 87 Démarche d'évaluation des performances.....	150
Figure 88 Performances comparées Krabott V2.....	151
Figure 89 Ratio de Sharpe comparés Krabott V2.....	152
Figure 90 Comparaison en performance brute	153
Figure 91 Populations comparées de Krabott durant l'expérimentation.....	154
Figure 92 Protocole HC2 Performances comparées	155
Figure 93 Protocole HC2 Ratio de Sharpe comparé	155

Figure 94 Synthèse du fonctionnement de la famille 2	161
Figure 95 Synthèse du fonctionnement de la famille 3	163
Figure 96 Cycle de vie d'un Krabott V3	165
Figure 97 Détail du Krabott, nommé par un joueur « be a good boy »	166
Figure 98 Courbe de progression du Krabott par devise	166
Figure 99 Trois familles de Krabott utilisées dans le jeu : une couleur correspond à une stratégie	168
Figure 100 Le desk Krabott V3	169
Figure 101 Espace négociation des Krabott	169
Figure 102 Possibilités de reproduction sur un desk	170
Figure 103 Détail du Krabott « Be a good boy »	170
Figure 104 Détail des ordres du joueur « Myanmar » en janvier 2013	171
Figure 105 Liste des Krabott du jeu	172
Figure 106 Concours organisés sur Janvier 2013	173
Figure 107 Famille 2, comparaison KH – KM	174
Figure 108 Comparaison Sharpe	175
Figure 109 Comparatif performance brute KM KH Famille 3	176
Figure 110 Comparatif ratio de Sharpe Famille 3	176
Figure 111 Distance entre deux distributions empiriques, calculée dans le test d'adéquation de Kolmogorov-Smirnov	179
Figure 112 Schéma d'Interface MetaTrader 5	185
Figure 113 Signal de trading EURUSD publié par « RamoudTrade » qui copie le desk Krabott ...	185
Figure 114 PNL par quantiles semaine 12 Famille 2	186
Figure 115 PNL par quantiles semaine 13 Famille 2	186
Figure 116 PNL par quantiles semaine 14 Famille 2	187
Figure 117 PNL par quantiles semaine 15 Famille 2	187
Figure 118 PNL par quantiles semaine 16 Famille 2	188
Figure 119 PNL par quantiles semaine 17 Famille 2	188
Figure 120 PNL par quantiles semaine 18 Famille 2	189
Figure 121 PNL par quantiles semaine 12 Famille 3	190
Figure 122 PNL par quantiles semaine 13 Famille 3	190
Figure 123 PNL par quantiles semaine 14 Famille 3	191
Figure 124 PNL par quantiles semaine 15 Famille 3	191
Figure 125 PNL par quantiles semaine 16 Famille 3	192

Figure 126 PNL par quantiles semaine 17 Famille 3	192
Figure 127 PNL par quantiles semaine 18 Famille 3	193
Figure 128 Principe de croisement simultané de gène et de leur contenu permettant de créer de nouvelles espèces.....	196
Figure 129 Description du gène « f3 »	197
Figure 130 Comportement d'un Krabott après interprétation des gènes.....	197
Figure 131 Performance de Krabott Coach	199
Tableau 1 Résultats du signal thématique	106
Tableau 2 Comparaison signal asémantique	107
Tableau 3 Palmarès des Krabott	156
Tableau 4 Génotype et phénotype famille 2	160
Tableau 5 Génotype et phénotype famille 3	162
Tableau 6 Palmarès famille 2.....	175
Tableau 7 Palmarès Famille 3	177
Tableau 8 Comparaison des statistiques des P&L pour les Krabotts Machine (gauche) et les Krabott Humains (droite) pour V3 Famille 2	178
Tableau 9 Comparaison des statistiques des P&L pour les Krabotts Machine (gauche) et les Krabott Humains (droite) pour V3 Famille3	178
Tableau 10 Test d'adéquation entre deux distributions empiriques des P&L (Kolmogorov-Smirnov) pour Krabotts Machine et Krabott Humains appartenant à V3 Famille 2	180
Tableau 11 Test d'adéquation entre deux distributions empiriques des P&L (Kolmogorov-Smirnov) pour Krabotts Machine et Krabott Humains appartenant à V3 Famille 2	180
Tableau 12 Résultats des t-tests pour V3 Famille 2	181
Tableau 13 Résultats des t-tests pour V3 Famille 3.....	181

Human computation appliqué au trading algorithmique

RESUME : Le trading algorithmique regroupe toutes les techniques permettant d'exécuter automatiquement des ordres sur les marchés financiers. La finance quantitative a donc tendance à écarter l'homme de la décision d'investissement en le remplaçant par la machine. Paradoxalement certains chercheurs confrontés à des problèmes d'une complexité similaire dans d'autres disciplines ont choisi de faire appel au "human computation", c'est à dire à une force de calcul humaine, qui s'appuie sur une foule de participants bénévoles. Les résultats dépassant alors de loin la performance du calcul machine. L'objectif de cette thèse est d'appliquer ces recettes de "human computation" au trading algorithmique, afin de confier à une foule d'utilisateurs bénévoles certaines étapes essentielles du trading algorithmique. Nous avons ainsi alimenté des stratégies de trading à l'aide de flux de données grand public comme le buzz Twitter, puis nous avons mis en œuvre un jeu de trading algorithmique grand public "Krabott" afin de capitaliser sur l'intuition et le travail collectif de centaines de joueurs. Dans la plupart des cas, nous avons pu apporter la preuve de la supériorité du "human computation" pour l'exploration et l'optimisation des paramètres des stratégies de trading. Les simulations ont été réalisées sur une période de près d'un an sur le FOREX (marché international des changes) en utilisant des stratégies de trading basiques.

Mots clés : Human computation, Trading algorithmique, Twitter, finance quantitative

Human computation applied to algorithmic trading

ABSTRACT : "Algorithmic trading" is about all technologies that allow to execute automatically trades on financial markets. Actually quantitative finance tends to dismiss human in investment decision by swaping him with a machine. Nevertheless some researchers in other areas who worked on similar complex issues, but they chose to use a "human computation" approach instead of only computers, this means that they used a human working force based on a crowds of on-line volunteers. Calculation is presented as a collective game without any requirement of user's know-how, this approach gave some unexpected results that outperform machines abilities (numbers of players has just to be enough). Aim of this thesis is to apply those recipes of "human computation" to algorithmic trading, in order to entrust to a crowd of users specific computing tasks of the algorithms. We first feed some trading strategies with a data flow from Twitter, and then we setted up an open trading game called "Krabott" in order to capitalize the feeling and work of hundreds of players. In many cases, we provide evidences that "human computation" outperform the machine calculation in optimizing in real-time parameters of trading strategies. Our results are based on one year of live-testing on FOREX market (currencies) by using classical trading strategies.

Keywords : Human computation, algorithmic trading, Twitter, quantitative finance